

UNIVERSIDADE DE LISBOA
FACULDADE DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA GEOGRÁFICA, GEOFÍSICA E ENERGIA



Estudo e desenvolvimento da análise não intrusiva de cargas no setor residencial

Daniel João da Cruz Pimentel Vaz

Mestrado Integrado em Engenharia da Energia e Ambiente

Dissertação orientada por:

Marta Panão

Coorientador:

Jorge Landeck

Agradecimentos

Primeiramente gostava de agradecer à minha orientadora, Professora Doutora Marta Panão, por toda a orientação e apoio proporcionado ao longo do desenvolvimento deste trabalho. Uma palavra especial de reconhecimento pela permanente disponibilidade e suporte nas etapas mais difíceis de ultrapassar. Mais do que professora, passou a ser para mim uma referência.

Aproveito também para agradecer ao coorientador deste trabalho, Professor Doutor Jorge Landeck, pela disponibilidade revelada e pelo contributo na discussão de caminhos a seguir no desenvolvimento deste projeto.

À empresa *Virtual Power Solutions*, por todo o apoio dado na disponibilização do equipamento necessário à recolha de dados deste trabalho e por acreditarem nas potencialidades do estudo para o eventual melhoramento dos dispositivos desenvolvidos.

Ao meu colega Miguel Duarte, particularmente pela ajuda fundamental prestada na componente de programação necessária ao registo, edição e transformação dos dados. A ele devo aprendizagens fundamentais ao nível da programação na linguagem *Python* utilizada.

Ao meu colega e amigo Diogo Bhovan, pelas portas que abriu e condições que criou para a concretização da componente empírica.

À minha família, pela educação que me proporcionou e pelo suporte sempre prestado ao longo de todo o meu percurso académico.

Por fim à Ana Catarina, pela paciência, compreensão e incentivo que dela sempre recebi.

A todos, um grande obrigado.

Resumo

O crescente aumento populacional e o desenvolvimento em geral verificado ao longo das últimas décadas tem conduzido a um sistemático aumento da necessidade energética em todo o mundo. Assim, para garantir os recursos necessários face à procura crescente de energia, uma das vias seguidas tem sido dirigida ao aumento da eficiência energética, visando sempre alcançar os máximos resultados com os menores consumos e reduzindo ao mínimo todo o desperdício. As práticas e medidas para a melhoria da eficiência energética e para a sustentabilidade têm sido implementadas ao nível dos processos industriais e dos grandes consumidores, mas ganham cada vez maior importância ao nível doméstico e residencial, na medida em que as pequenas poupanças obtidas em cada lar se podem multiplicar por milhões e milhões de consumidores.

Assim, para além da inovação técnica e das medidas regulamentares que têm sido implementadas para promover o uso parcimonioso dos recursos energéticos, a sustentabilidade futura dos recursos passa igualmente pela adoção de atitudes e comportamentos e pela criação de hábitos que potenciem a redução do consumo energético no dia a dia, de modo particular no contexto do lar. Para ajudar nesta alteração comportamental existem hoje diversos dispositivos que através da apresentação de dados relativos aos consumos elétricos no âmbito da casa permitem poupanças consideráveis de energia. O *Cloogy*, um medidor inteligente criado pela *Virtual Power Solutions*, é um exemplo desses dispositivos. Ao apresentar e guardar os consumos horários, este equipamento ajuda o utilizador a descobrir padrões de consumo desajustados e a reduzir a sua pegada energética.

Apesar dos desenvolvimentos dos medidores inteligentes existentes no mercado para uso residencial, existe potencial para melhorar estes dispositivos através da aplicação de algoritmos de análise não-intrusiva de sinal (NILM: *Non-Intrusive Load Monitoring*). A análise do consumo total da habitação desagrega os grandes consumos residenciais nos diferentes dispositivos responsáveis por esse mesmo consumo.

Nesta linha, o presente trabalho consistiu precisamente na recolha e análise de uma amostra de dados residenciais e na sua aplicação num *toolkit* NILMTK por forma a avaliar a precisão da desagregação obtida. O registo destes dados foi feito com recurso ao *Cloogy*.

Os resultados obtidos mostraram ser possível a realização de NILM com recurso aos dados do *Cloogy*. Destaca-se, no entanto, que o grau de precisão é insuficiente, não permitindo a sua aplicação direta. O percurso desenvolvido permitiu, contudo, identificar algumas das limitações existentes e sugerir propostas que visem superar as dificuldades encontradas.

Palavras-Chave: Algoritmo, Eficiência Energética, Consumo Residencial, Medidor Inteligente, NILM.

Abstract

The growth and development of the human population over the past few decades have led to a systematic increase in energy demands worldwide. Therefore, to ensure the necessary resources in the face of growing demands for energy, there's been an increase to energy efficiency measures. These measures aim to achieve the maximum results with the lowest consumption by minimizing all the wastage. Practices and measures to improve energy efficiency and sustainability have been implemented at the level of industrial processes and large consumers, but are gaining increase importance at the domestic and residential level, as the small savings obtained in each household can multiply by millions and millions of consumers.

In addition to the technical innovation and regulatory measures that have been implemented to promote the parsimonious use of energy resources, the future sustainability of resources also involves the adoption of attitudes and the creation of habits that promote the reduction of daily energy consumption, particularly in the residential context. To help with this behavioural change, there are several devices that allow considerable savings of energy through the presentation of electrical consumption data. *Cloogy*[®], a smart meter created by *Virtual Power Solutions*, is an example of such devices. By presenting and recording the consumption data, this equipment helps the user discover mismatched consumption patterns and reduce the energy footprint of his household.

Despite the advantages of smart metering for residential use, available in the market, there is still potential to improve these devices through the application of non-intrusive load monitoring (NILM) algorithms. This analysis of the global household electricity consumption separates the general energy consumption in the different devices responsible for it.

The present work consisted precisely in the collection and analysis of a residential data sample and its application in a non-intrusive load monitoring toolkit (NILMTK) to evaluate the accuracy of the disaggregation obtained. The registration of this data was made using *Cloogy*[®]. The results obtained showed that it is possible to perform NILM using *Cloogy*[®] data. However, the degree of precision is insufficient, not allowing an acceptable practical application. The developments of this work allowed, however, to identify some of the existing limitations and to suggest proposals to overcome the difficulties encountered.

Keywords: Algorithm, Energy Efficiency, Residential Consumption, Smart Meter, NILM.

Índice

Agradecimentos.....	ii
Resumo.....	iii
Abstract	iv
Índice	v
Índice de figuras	vii
Índice de tabelas	viii
Simbologia e notações.....	ix
1 Introdução.....	1
1.1 Enquadramento e motivação	1
1.2 Objetivos	2
2 Monitorização não-intrusiva de carga	3
2.1 Passos gerais da monitorização não intrusiva de carga	4
2.1.1 Aquisição de dados.....	4
2.1.2 Extração de características	4
2.1.3 Identificação de cargas	4
2.1.4 Treino do Sistema.....	5
2.2 Algoritmos.....	5
2.2.1 Algoritmo de Hart	6
2.2.2 Algoritmo de Parson.....	6
2.2.3 Algoritmo de Baranski	7
2.2.4 Algoritmo de Weiss.....	8
2.2.5 Algoritmo de Kolter (FHMM).....	8
2.2.6 Algoritmo de Otimização Combinatória (OC)	8
2.3 Tipos de eletrodomésticos	9
2.3.1 Frigorífico.....	10
2.3.2 Máquina de Lavar Louça (MLL).....	11
2.3.3 Micro-ondas.....	12
2.4 Aconselhamento personalizado de gestão de consumo na habitação	12
3 Aplicação prática de NILM em ambiente habitacional	14
3.1 Medidor Inteligente	14
3.1.1 Implementação do medidor inteligente na habitação	15
3.2 Dados de consumo da habitação.....	16
3.3 Toolkit de Análise NILM (NILMTK).....	17
3.3.1 Validação do Toolkit	18
4 Apresentação, análise e discussão de resultados	20
4.1 Resultados do algoritmo FHMM.....	20
4.1.1 Frigorífico.....	21

4.1.2	Máquina de lavar loiça (MLL)	23
4.1.3	Micro-ondas.....	24
4.2	Resultados do algoritmo Otimização Combinatória (OC)	26
4.2.1	Frigorífico.....	26
4.2.2	Máquina de lavar loiça (MLL)	27
4.2.3	Micro-ondas.....	27
4.3	Análise de precisão do algoritmo	28
4.4	Resultados da simulação “habitação simples”	29
5	Conclusões e Desenvolvimentos Futuros.....	30
6	Referências Bibliográficas	32
7	Anexos.....	34

Índice de figuras

Figura 1.1: Crescimento de consumo energético mundial por fonte primária de energia entre 1990-2040 [1].	1
Figura 2.1: Aplicação NILM tendo por base potência ativa e reativa de diversos dispositivos (Trabalho original de G. W. Hart e colaboradores) [5].	3
Figura 2.2: Detecção por patamar do algoritmo de Hart [5].	6
Figura 2.3: Markov de 3 estados e HMM correspondente [10].	7
Figura 2.4: Diferentes tipos de padrão de consumo energético (adaptado de [6]).	10
Figura 2.5: Padrão de consumo de diferentes frigoríficos constantes da base de dados REDD [15].	10
Figura 2.6: Padrão de consumo de diferentes MLL constantes da base de dados REDD [15].	11
Figura 2.7: Padrão de consumo de diferentes micro-ondas constantes da base de dados REDD [15].	12
Figura 3.1: Esquema de operação do Cloogy® [19].	14
Figura 3.2: Elementos do Cloogy®: concentrador, sensor, transmissor e tomada inteligente [25].	15
Figura 3.3: Apresentação de medição standard do consumo residencial na plataforma online do Cloogy® (15 minutos de intervalo).	16
Figura 3.4: Apresentação de consumo residencial em tempo real na plataforma online do Cloogy® (5 segundos de intervalo).	17
Figura 3.5: Exemplo de consumo energético de uma habitação da base de dados REDD ao longo de um dia [21].	18
Figura 3.6: Exemplo de desagregação de consumo do frigorífico proveniente da base de dados REDD (output do NILMTK).	19
Figura 4.1: Gráfico síntese do conjunto de dados medido no período de observação considerado (obtido através do NILMTK).	21
Figura 4.2: Exemplo do funcionamento esperado do algoritmo (a azul) versus consumo total (a verde) e consumo do equipamento (a laranja), obtido através do NILMTK (excerto do gráfico relativo ao frigorífico).	22
Figura 4.3: Excerto do gráfico relativo ao frigorífico, output do NILMTK (dia 01/07/2017).	22
Figura 4.4: Excerto do gráfico relativo ao frigorífico, output do NILMTK (dia 31/05/2017).	23
Figura 4.5: Exemplo do funcionamento esperado do algoritmo, obtido através do NILMTK (excerto do gráfico relativo à MLL).	23
Figura 4.6: Excerto do gráfico relativo à MLL, output do NILMTK (dia 09/06/2017).	24
Figura 4.7: Exemplo do funcionamento esperado do algoritmo, obtido através do NILMTK (excerto do gráfico relativo ao micro-ondas).	25
Figura 4.8: Excerto do gráfico relativo ao micro-ondas (output do NILMTK do dia 07/06/2017).	25
Figura 4.9: Excerto do gráfico relativo ao frigorífico (output do NILMTK do dia 31/05/2017).	26
Figura 4.10: Excerto do gráfico relativo ao frigorífico (output do NILMTK do dia 04/07/2017).	26
Figura 4.11: Excerto do gráfico relativo à MLL (output do NILMTK do dia 09/06/2017).	27
Figura 4.12: Excerto do gráfico relativo ao micro-ondas (output do NILMTK do dia 30/06/2017).	28
Figura 7.1: Desagregação de frigorífico, através do algoritmo FHMM, entre 29 de março e 01 de junho de 2017 (output do NILMTK).	34
Figura 7.2: Desagregação de frigorífico, através do algoritmo FHMM, entre as 03:00 e as 11:00 do dia 3 de julho de 2017 (output do NILMTK).	34
Figura 7.3: Desagregação de frigorífico, através do algoritmo FHMM, entre as 10:00 e as 01:00 da manhã dos dias 4 e 5 de julho de 2017 (output do NILMTK).	35
Figura 7.4: Desagregação de frigorífico, através do algoritmo FHMM, entre as 10:00 e as 02:00 dos dias 2 e 3 de julho de 2017 (output do NILMTK).	35
Figura 7.5: Desagregação de MLL, através do algoritmo FHMM, entre o dia 31 de maio e 1 de junho de 2017 (output do NILMTK).	36
Figura 7.6: Desagregação de MLL, através do algoritmo FHMM, entre as 08:00 e 01:00 dos dias 7 e 8 de junho de 2017 (output do NILMTK).	36
Figura 7.7: Desagregação de MLL, através do algoritmo FHMM, entre as 09:00 e 02:00 dos dias 21 e 22 de maio de 2017 (output do NILMTK).	37

Figura 7.8: Desagregação de micro-ondas, através do algoritmo FHMM, entre as 22:00 e as 14:00 dos dias 21 e 22 de maio de 2017 (output do NILMTK).....	37
Figura 7.9: Desagregação de micro-ondas, através do algoritmo FHMM, entre os dias 3 e 8 de junho de 2017 (output do NILMTK).....	38
Figura 7.10: Boa desagregação de micro-ondas através do algoritmo FHMM entre as 20:00 e as 20:25 do dia 6 de junho de 2017 (output do NILMTK).	38
Figura 7.11: Desagregação do frigorífico, através do algoritmo OC, entre os dias 29 de maio e 1 de junho de 2017 (output do NILMTK).....	39
Figura 7.12: Desagregação do frigorífico, através do algoritmo OC, entre as 04:00 e as 16:00 do dia 31 de maio de 2017 (output do NILMTK).	39
Figura 7.13: Desagregação do frigorífico, através do algoritmo OC, entre as 06:00 e as 10:00 do dia 31 de maio de 2017 (output do NILMTK).	40
Figura 7.14: Desagregação da MLL, através do algoritmo OC, entre as 19:00 e as 02:00 dos dias 31 de maio e 1 de junho de 2017 (output do NILMTK).	40
Figura 7.15: Desagregação da MLL, através do algoritmo OC, entre as 15:00 e as 17:00 do dia 31 de maio de 2017 (output do NILMTK).....	41
Figura 7.16: Desagregação do micro-ondas, através do algoritmo OC, entre as 13:00 e as 13:30 do dia 26 de maio de 2017 (output do NILMTK).	41
Figura 7.17: Desagregação do micro-ondas, através do algoritmo OC, entre as 09:00 e as 01:00 dos dias 30 de maio e 1 de junho de 2017 (output do NILMTK).....	42

Índice de tabelas

Tabela 4.1: Valores de EQM e REQM associados a cada desagregação realizada por ambos os algoritmos.....	29
Tabela 4.2: Valores de EQM associados à simulação.....	29

Simbologia e notações

<i>API</i>	<i>Application Programming Interface</i> – Interface de programação de aplicações
<i>CVD</i>	<i>Continuously Variable Device</i> / Dispositivo de variação contínua
<i>DSM</i>	<i>Demand Side Management</i>
<i>EQM</i>	Erro Quadrático Médio
<i>FHMM</i>	<i>Factorial Hidden Markov Model</i> / Modelo fatorial oculto de Markov
<i>FSM</i>	<i>Finite State Machine</i> / Máquina de estado finito
<i>HMM</i>	<i>Hidden Markov Model</i> / Modelo oculto de Markov
<i>Hz</i>	<i>Hertz</i>
<i>kWh</i>	<i>kilowatt-hour</i> / Quilowatt-hora
<i>LED</i>	<i>Light Emitting Diode</i>
<i>MLL</i>	Máquina de lavar loiça
<i>NILM</i>	<i>Non-intrusive Load Monitoring</i> /Análise não-intrusiva de carga
<i>NILMTK</i>	<i>Non-intrusive Load Monitoring Toolkit</i>
<i>OC</i>	Otimização Combinatória
<i>VPS</i>	<i>Virtual Power Solutions</i> - Empresa de soluções de gestão energética
<i>REQM</i>	Raiz do Erro Quadrático Médio
<i>REDD</i>	<i>The Reference Energy Disaggregation Data Set</i>

1 Introdução

1.1 Enquadramento e motivação

O crescimento civilizacional tem imposto um enorme stress sobre os recursos finitos do planeta: o aumento da população mundial e o desenvolvimento socioeconómico generalizado têm trazido um aumento crescente do uso de recursos. Assim, para além dos recursos materiais, verifica-se um aumento das necessidades energéticas tendo em vista a melhoria das condições de vida e conforto. É, portanto, imperativo o estabelecimento de matrizes que orientem a civilização humana para um desenvolvimento e crescimento sustentado, tanto num prisma material, como num prisma energético o que implica uma crescente urgência na adoção de medidas que conduzam à poupança dos recursos.

Embora o uso de energias renováveis tenha vindo a registar um progressivo aumento, prevê-se que, a nível mundial, a satisfação da procura crescente de energia continue assente nas energias convencionais (combustíveis fósseis como o carvão mineral, petróleo e o gás natural), as quais têm um impacto negativo no nosso planeta, através da emissão dos gases de efeito de estufa e da grande poluição que causam. Os dados da Figura 1.1 revelam que, apesar de se verificar um grande crescimento da contribuição das energias renováveis, o petróleo continuará a ocupar a primeira posição, segundo as estimativas da EIA, como o fonte de energia mais utilizada tendo em vista o suprimento das necessidades globais de energia [1]. O setor dos edifícios é um dos que mais contribui para o aumento do consumo energético. Este setor é responsável por cerca de 30% do consumo de energia total, em Portugal, e por cerca de 40% na União Europeia [2]. Contudo, mais de 50% do consumo energético verificado no setor dos edifícios pode ser reduzido, o que equivaleria a 400 milhões de toneladas de CO₂, quase a totalidade do compromisso anual assumido pela União Europeia no âmbito do protocolo de Quioto [3]. Para a redução dos fatores negativos associados ao excesso de consumo energético é necessário implementar medidas e práticas de eficiência energética.

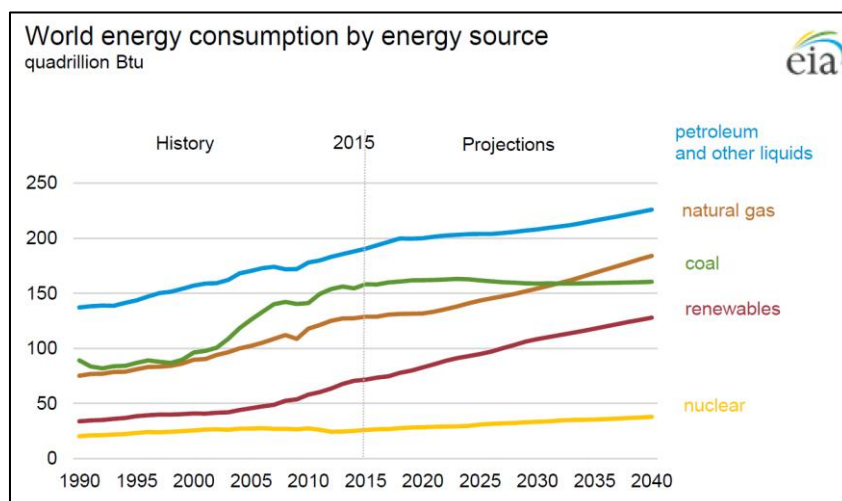


Figura 1.1: Crescimento de consumo energético mundial por fonte primária de energia entre 1990-2040 [1].

A eficiência energética é, numa base física, o rácio entre a quantidade de energia útil utilizada num sistema e a energia total fornecida para o mesmo. Se se tomar o exemplo simples de uma lâmpada

incandescente, onde a energia útil utilizada para a produção de luz é imensamente inferior à energia total necessária, rapidamente se pode constatar que é uma tecnologia de iluminação antiquada e pouco eficiente. Felizmente esta tecnologia tem vindo a ser substituída por dispositivos de iluminação muito mais eficientes, como é o exemplo da tecnologia LED. Esta pequena evolução tecnológica, a par das medidas governamentais que incentivam a compra de novas tecnologias, levam a uma redução drástica de consumo energético global. Atualmente podem-se facilmente distinguir as grandes diferenças entre um eletrodoméstico eficiente e um menos eficiente, através da etiquetagem energética que certifica a sua maior ou menor eficiência e, logo, maior ou menor consumo. O estabelecimento de padrões de avaliação da eficiência de um determinado objeto consumidor de energia elétrica, seja ele uma máquina de lavar, uma torradeira ou uma simples lâmpada *LED*, para além de permitirem a identificação de uma opção que poderá ajudar a reduzir a pegada ecológica de um agregado familiar, trazem consigo mudanças comportamentais ao levar o consumidor a uma maior atenção durante a compra de um novo dispositivo para a habitação.

As mudanças comportamentais devem também estar presentes na utilização de energia elétrica na habitação, visto ser um sector de consumo elétrico com potencial para redução de consumo. A sensibilização da população para mudanças de hábitos ainda não se encontra suficientemente definida e personalizada para que se torne devidamente eficaz no combate ao consumo excessivo de energia. Como modo de apoiar e automatizar o aconselhamento de mudanças de hábito, têm vindo a desenvolver-se sistemas de análise de dados de consumo de energia residencial. Através de medidores inteligentes, é possível realizar uma desfragmentação do consumo total de uma habitação nos seus diversos constituintes, detetando-se, deste modo, a presença de eventuais consumos atípicos. Estes sistemas interpretam os consumos de uma habitação de maneira não intrusiva, através da utilização de algoritmos. Esses caracterizam-se pela simplicidade na obtenção de dados, na medida em que apenas necessitam de medir o consumo elétrico total da habitação ao longo do tempo. Existe, porém, uma dificuldade prática na interpretação dos dados recebidos: o sistema reconhece o consumo global da habitação ao longo do tempo, mas não tem informação direta sobre o funcionamento dos vários dispositivos em atividade. Ora, esta informação teria imenso valor no aconselhamento dos utilizadores. A aplicação de algoritmos de análise não intrusiva de sinal permite separar estes consumos e detetar os pontos de consumo da habitação.

É exatamente no âmbito descrito que surge o tema do trabalho a desenvolver: o processo de análise não-intrusiva de sinal elétrico em habitações com recurso a medidores elétricos, visando uma gestão mais eficiente dos recursos energéticos.

1.2 Objetivos

O presente trabalho tem como principal objetivo a aplicação NILM a uma amostra de dados obtidos através do medidor inteligente *Cloogy*, de modo a testar as capacidades deste dispositivo para fazer uma identificação precisa de consumos desagregados. Desta forma, pretende-se contribuir para o desenvolvimento de equipamentos capazes de gerar aconselhamentos automatizados e influenciar o comportamento do utilizador final, com vista a uma gestão mais eficiente do consumo energético residencial.

Paralelamente este trabalho visa identificar os melhores algoritmos para a análise NILM dos dados obtidos com o medidor inteligente. Serão, por isso, discutidas as aplicações práticas que a desagregação NILM poderá ter na mudança de hábitos familiares.

2 Monitorização não-intrusiva de carga

A monitorização não-intrusiva de carga (NILM) foi criada por George W. Hart com o apoio de Ed Kern e Fred Schweppe no início dos anos 80 no MIT, tendo sido financiada pelo “*Electric Power Research Institute*”. O sistema desenvolvido nessa investigação passou a permitir a leitura de potência ativa e reativa, garantindo assim a possibilidade de distinção entre eletrodomésticos com cargas semelhantes através das diferentes impedâncias complexas (ver Figura 2.1) [4]. O objetivo principal da análise de carga não intrusiva é, como o nome indica, permitir a análise de dados de consumo elétrico geral através da desagregação dos mesmos na multiplicidade de eletrodomésticos e dispositivos que consomem eletricidade na habitação, sem necessitar de acesso aos dados de consumo elétrico individual de cada eletrodoméstico ou dispositivo. Este sistema é aplicável à monitorização de consumos a nível residencial, empresarial e industrial.

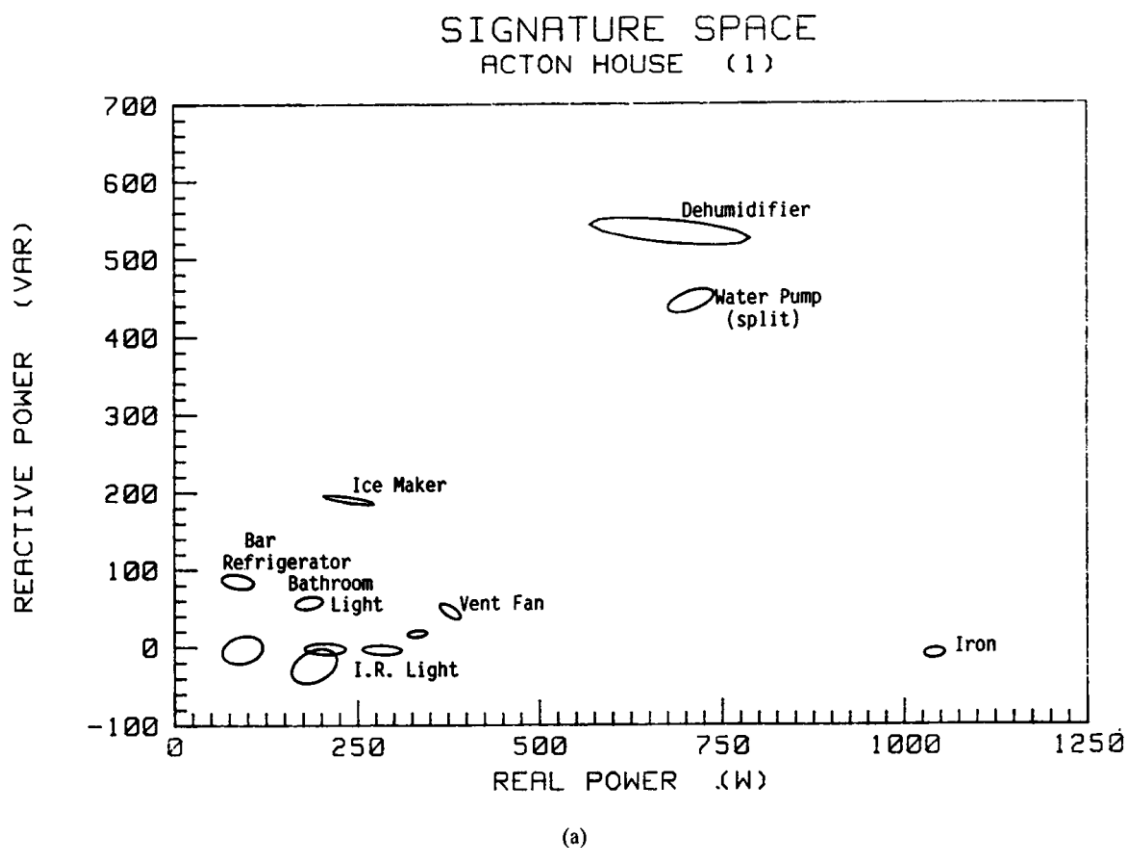


Figura 2.1:Aplicação NILM tendo por base potência ativa e reativa de diversos dispositivos (Trabalho original de G. W. Hart e colaboradores) [5].

2.1 Passos gerais da monitorização não intrusiva de carga

A monitorização não intrusiva segue um conjunto de fases: (i) aquisição de dados, (ii) extração de características, (iii) identificação de cargas e (iv) treino do sistema.

2.1.1 Aquisição de dados

Numa primeira etapa do NILM, recolhem-se os dados de consumo de eletricidade da habitação. A frequência de aquisição de dados tem que ser ponderada de modo a permitir a identificação dos padrões de consumo dos vários dispositivos elétricos a analisar. A frequência de recolha de dados pode fazer-se a dois níveis (baixa ou alta frequência), dependendo a escolha de diversos fatores, particularmente do tipo de algoritmo a utilizar, do intervalo de precisão pretendido e das características dos medidores.

- **Baixa frequência de recolha de dados** - O primeiro ponto relevante no que diz respeito a sistemas de aquisição de dados de baixa frequência é o baixo custo. Este baixo custo deve-se à menor complexidade e consequente preço dos componentes eletrónicos utilizados para a recolha. Os intervalos de aquisição de dados a baixa frequência são superiores ou iguais a 1 segundo (≤ 1 Hz). Os dados obtidos através destes sistemas vão permitir a construção de perfis de consumo macroscópicos referentes a dispositivos elétricos presentes no local em análise.
- **Alta frequência de recolha de dados** - De modo a registar as variações rápidas de consumo ou o ruído gerado pelos sinais elétricos, os dados necessitam de ser obtidos a uma frequência muito superior (dados superiores a centenas de Hz). No entanto, os custos associados à recolha de dados de alta frequência são superiores, devido à maior sofisticação da tecnologia necessária [6].

2.1.2 Extração de características

Após a aquisição de dados, procede-se à sua edição. Deste modo converte-se a informação inicial (ex: tensão e corrente) em valores de potência (ex: potência ativa e reativa). Após o processamento dos dados, o passo seguinte corresponderá à deteção de eventos como a transição de estado de um eletrodoméstico através da análise da mudança dos valores de potência (ex: *ON/OFF*). São então criados métodos estacionários e transientes que identificam e isolam diversos comportamentos de consumo energético dos eletrodomésticos da habitação [6].

2.1.3 Identificação de cargas

As características de consumo dos eletrodomésticos são agora analisadas mais aprofundadamente por algoritmos de identificação de carga (algoritmos de NILM), de modo a conseguir identificar estados específicos e horários de funcionamento dos equipamentos em estudo, através dos dados de consumo

agregado. O método de identificação de padrões¹ é o método preferencial, visto conseguir resultados mais próximos de valores reais quando comparado com outros, como o método da otimização². É também utilizado o método da aproximação de otimização que, apesar de ter maior incerteza, permite desagregar o consumo total nas diversas combinações possíveis de sinais de eletrodomésticos [6].

2.1.4 Treino do Sistema

De modo a automatizar o sistema na identificação dos diversos eletrodomésticos, é necessário ensinar o sistema a reconhecer os diversos padrões de consumo dos múltiplos dispositivos residenciais, através de algoritmos supervisionados (que recorrem a um treino inicial para funcionar), semi-supervisionados (que necessitam apenas de modelos de eletrodomésticos genéricos que contêm a informação e características de determinados dispositivos) ou não supervisionados (que não requerem fase de treino nem informação de modelos de eletrodomésticos para funcionar). O objetivo final do treino do sistema é tornar o NILM completamente automatizado, não necessitando posteriormente de qualquer interação para desagregar as diversas cargas da habitação.

2.2 Algoritmos

Para evitar a necessidade de monitorização do consumo individual de cada eletrodoméstico numa casa, desenvolveram-se diversos algoritmos que analisam o consumo agregado de energia que corresponde ao consumo total de uma habitação, medido através de um único medidor inteligente. Os algoritmos desenvolvidos têm a capacidade de identificar quais os eletrodomésticos que estão em funcionamento e o respetivo consumo. No entanto, a capacidade que os algoritmos têm de identificar e separar os dados está muito dependente da qualidade dos dados obtidos e/ou do treino inicial que possa ser necessário para garantir o funcionamento do algoritmo com um grau suficiente de precisão. Por este motivo existem algoritmos que obrigam à supervisão por parte do utilizador.

Devido às características operacionais do *Cloogy*[®], medidor inteligente utilizado neste trabalho, estudaram-se apenas algoritmos com potencial para interpretar dados até uma frequência máxima de 1 Hz. Esta frequência encontra-se muito próxima do limite teórico que o dispositivo tem para obter dados em tempo real [7]. Apresentam-se de seguida os algoritmos considerados.

¹ O método de identificação de padrões extrai eventos - alterações de carga elétrica de determinadas amplitudes - do consumo agregado e agrupa-os por eletrodoméstico.

² O método da otimização necessita do padrão de consumo do eletrodoméstico em análise (consumo de potência para cada estado de operação). Estes padrões de consumo são definidos durante uma fase de treino, onde são recolhidos dados de cada dispositivo. Os dados são posteriormente analisados de modo a determinar os diferentes estados de operação através de métodos de agrupamento (ver ponto 2.2.6).

2.2.1 Algoritmo de Hart

No algoritmo de Hart é monitorizada a carga total da habitação, procurando-se localizar determinadas assinaturas elétricas que possam fornecer informação acerca da atividade de eletrodomésticos em funcionamento. Por exemplo, se a habitação tiver um frigorífico que consome cerca de 250W, sempre que existir um aumento da potência consumida nessa ordem de grandeza, vai significar que este dispositivo está ligado (*ON*). Por outro lado, quando houver uma redução do consumo de 250 W vai significar que o frigorífico estará desligado (*OFF*). Um exemplo do método de deteção de dispositivos utilizando o algoritmo de Hart encontra-se representado na Figura 2.2., onde se pode verificar que cada variação de potência significativa é associada ao dispositivo com a assinatura mais semelhante.

Esta técnica de desagregação requer informação referente ao padrão de consumo de cada eletrodoméstico existente na habitação. Para serem obtidos estes modelos é então imprescindível existir uma fase de treino. Nesse período é observado o padrão de diversos dispositivos e identificado cada um deles durante um ciclo completo *ON/OFF*.

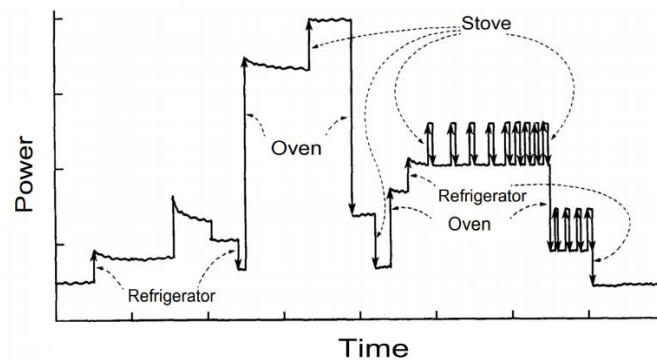


Figura 2.2: Deteção por patamar do algoritmo de Hart [5].

O algoritmo de Hart tem algumas limitações que vão reduzir a sua eficácia: este algoritmo necessita de uma deteção de eventos precisa, que muitas vezes não acontece devido ao consumo agregado ser muito ruidoso (com pequenas flutuações de potência); o algoritmo não considera cenários onde diversos eletrodomésticos possam mudar de estado durante o mesmo período temporal, o que se pode tornar frequente em medições de baixa frequência [8].

2.2.2 Algoritmo de Parson

O algoritmo de Parson é um algoritmo que usa modelos ocultos de Markov (*Hidden Markov Model* - HMM) conjugado com o algoritmo de Viterbi. O modelo oculto de Markov é um dos modelos estocásticos³ de Markov. A primeira ordem de uma cadeia de Markov é uma sequência de variáveis condicionalmente dependentes, onde a variável em cada intervalo temporal depende apenas da variável

³ Modelo estocástico é o modelo matemático cujas variáveis respondem a uma distribuição específica. Tais modelos não oferecem soluções únicas, mas apresentam uma distribuição de soluções associadas a uma probabilidade, segundo uma determinada distribuição de probabilidades [24].

que a precede, como é possível ver no exemplo da Figura 2.3. O HMM é composto por uma cadeia discreta de variáveis onde cada uma é responsável por uma observação correspondente.

O algoritmo de Viterbi é um algoritmo dinâmico de programação que determina a sequência ótima de estados de HMM ao receber a sequência de observação do modelo em estudo. Este modelo pode ou não ter em consideração que a sequência de observações de sinal agregado corresponde a uma combinação linear de cargas elétricas, associadas a cada eletrodoméstico [9].

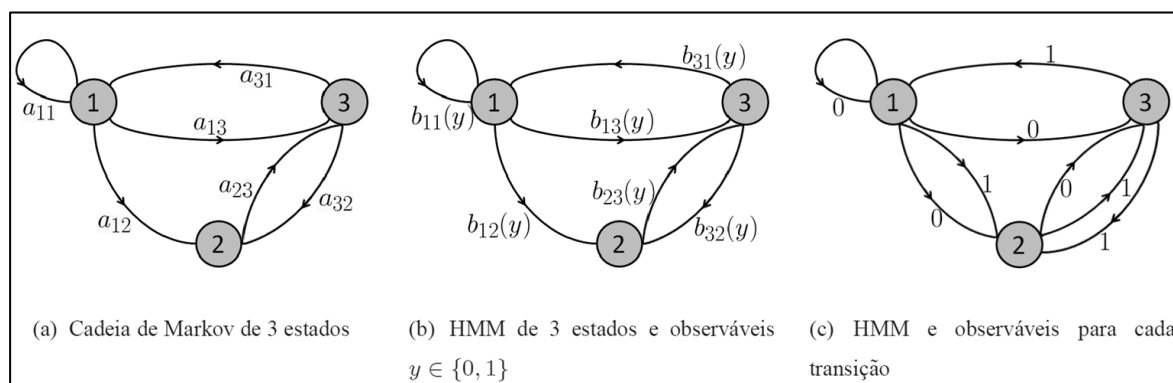


Figura 2.3: Markov de 3 estados e HMM correspondente [10].

O algoritmo de Parson funciona através da determinação da sequência de estados de cada eletrodoméstico com maior probabilidade de acontecer, através da interpretação do consumo agregado observado. Usando esta sequência de estados, o algoritmo estima o consumo de cada eletrodoméstico em cada estado de funcionamento e, de modo iterativo, vai estimando o consumo de outros eletrodomésticos em funcionamento na habitação. O algoritmo de Parson é um algoritmo semi-supervisionado, porque utiliza modelos de eletrodomésticos genéricos que contêm a informação e características de determinados dispositivos, o que vai descartar a necessidade de utilização de medidores de consumo em cada eletrodoméstico. Este algoritmo consegue identificar com um elevado grau de certeza os padrões de consumo de um frigorífico e micro-ondas. A granularidade dos dados usados para o desenvolvimento e estudo deste algoritmo foi de 1 minuto [7].

2.2.3 Algoritmo de Baranski

O algoritmo de Baranski identifica padrões de consumo elétrico recorrentes no consumo agregado de eletricidade na habitação e atribui cada um dos padrões a um eletrodoméstico. De modo a alcançar este objetivo, extrai eventos - alterações de carga elétrica de determinadas amplitudes - do consumo agregado e agrupa-os por eletrodoméstico. Posteriormente utiliza um algoritmo genético de seleção natural que vai criar a sequência lógica mais provável para cada um dos eletrodomésticos.

Este algoritmo não é supervisionado e, por isso, consegue operar sem qualquer dado dos dispositivos em funcionamento. Foi comprovado que este algoritmo consegue identificar com segurança os eletrodomésticos de maior carga como, por exemplo, o frigorífico, o fogão elétrico ou o aquecedor elétrico. Contudo, apesar do algoritmo não necessitar de supervisão, este carece de emparelhamento entre os grupos de eventos detetados e os eletrodomésticos correspondentes, de modo a fornecer um *feedback* significativo para o utilizador. A granularidade dos dados utilizados para o desenvolvimento deste algoritmo foi de 1 segundo [7].

2.2.4 Algoritmo de Weiss

O algoritmo de Weiss extrai todos os eventos de alteração de consumo elétrico agregado de uma habitação e associa a cada evento o eletrodoméstico com os valores mais próximos dos provenientes de uma base de dados de assinaturas elétricas. Este algoritmo baseia-se no trabalho desenvolvido por Hart [5]. Neste trabalho cada grupo de eventos tinha associado, numa fase de treino inicial, os consumos reais e reativos (ver Figura 2.1) e aliava cada evento ao eletrodoméstico com o grupo de eventos semelhante, durante a fase de operação. No entanto, o desenvolvimento deste algoritmo diverge do algoritmo desenvolvido por Hart. O algoritmo de Weiss apoia-se em dados de consumo tridimensionais (potência real, potência reativa e distorção) e suaviza o sinal de potência antes de extrair os eventos. O algoritmo de Weiss é então considerado um algoritmo supervisionado que é treinado com recurso a medidores de consumo de cada eletrodoméstico da habitação. A granularidade dos dados utilizados no estudo deste algoritmo foi de 1 segundo, tendo sido necessários dados de potência real e reativa [7][11].

2.2.5 Algoritmo de Kolter (FHMM)

Tal como o algoritmo de Parson, este algoritmo, desenvolvido por Kolter e Jaakkola [12], modela os eletrodomésticos com o recurso a HMM de modo a desagregar os diversos consumos elétricos na habitação. Contudo, o algoritmo não requer supervisão porque apenas necessita do consumo elétrico agregado da casa. De modo a criar o HMM para cada eletrodoméstico, este algoritmo estima o número de eletrodomésticos e os seus padrões de consumo. Para tal, o algoritmo retira porções dos dados de consumo que correspondam ao ciclo *ON/OFF* de um dispositivo. O ciclo *ON/OFF* define-se pelo período entre o início e o final do funcionamento de um eletrodoméstico. Posteriormente, cada uma das porções é então modelada como HMM e são identificadas quais as porções mais prováveis de pertencer ao mesmo eletrodoméstico. Isto resulta num FHMM (*Factorial Hidden Markov Model* - Modelo Fatorial Oculto de Markov), uma composição de diversos HMM independentes, que é então utilizado para se estimar o consumo de cada eletrodoméstico. A granularidade dos dados utilizados no desenvolvimento e estudo deste algoritmo foi de 1 segundo [7].

2.2.6 Algoritmo de Otimização Combinatória (OC)

O algoritmo de Otimização Combinatória (OC) para desagregação NILM consiste na aplicação da seguinte fórmula:

$$\hat{x}_t^{(n)} = \arg \min_{\hat{x}_t^{(n)}} \left| \bar{y}_t - \sum_{n=1}^N \hat{y}_t^{(n)} \right| \quad (1)$$

Em que $\hat{y}_t^{(n)}$ corresponde à estimativa de energia consumida pelo eletrodoméstico, \bar{y}_t corresponde à leitura de consumo agregado de energia e $\hat{x}_t^{(n)}$ é o estado previsto de operação do eletrodoméstico como por exemplo *ON* (ligado), *OFF* (desligado) e *standby*. N vai corresponder ao conjunto de todos os eletrodomésticos da habitação e t ao período de tempo em análise. O OC vai encontrar o conjunto ótimo

de estados de dispositivos, de modo a minimizar as diferenças entre o somatório da previsão de potência dos dispositivos e o consumo de potência agregado.

Tal como o algoritmo de Hart (ver ponto 2.2.1), este método necessita do padrão de consumo do eletrodoméstico em análise (consumo de potência para cada estado de operação). Estes padrões de consumo são definidos durante uma fase de treino, onde são recolhidos dados de cada dispositivo. Os dados são posteriormente analisados de modo a determinar os diferentes estados de operação através de métodos de agrupamento.

A OC tem algumas desvantagens, nomeadamente: o facto da complexidade computacional deste algoritmo crescer exponencialmente com o aumento do número de dispositivos em análise na habitação; não fazer diferenciação entre dispositivos com consumos de potência e estados de operação semelhantes; assumir-se que todos os eletrodomésticos estão a ser monitorizados e, por isso, é sempre atribuída uma parcela do consumo a diversos dispositivos, mesmo que estes não estejam em operação, resultando assim numa baixa precisão da desagregação estimada [8].

2.3 Tipos de eletrodomésticos

A carga elétrica de um eletrodoméstico na habitação exhibe, em grande parte dos casos, um padrão de consumo distinto. Estes padrões de consumo são comumente utilizados nos algoritmos de desagregação NILM, no reconhecimento e diferenciação dos diferentes dispositivos que estão a operar. A identificação de eletrodomésticos está muito dependente da carga elétrica de cada dispositivo e do seu impacto no consumo geral da habitação.

Grande parte dos padrões de consumo dos dispositivos da habitação são uma combinação de unidades de consumo básico. As unidades de consumo básico dos eletrodomésticos são o motor (bobina de indução), resistência de aquecimento e o circuito eletrónico [13]. Estes padrões de consumo dividem os dispositivos em diversos tipos [5][6] (Figura 2.4):

- Tipo I: Eletrodomésticos que apenas têm dois estados de operação *ON/OFF*. Ex: chaleira, candeeiro, torradeira. Estes dispositivos ao serem ligados irão manter um consumo constante de energia.
- Tipo II: Eletrodoméstico de multiestado ou estado finito (*Finite State Machine* - FSM). Estes eletrodomésticos têm múltiplos estados de operação. Ex: máquina de lavar roupa, máquina de lavar a loiça.
- Tipo III: Máquinas de consumo variável não periódico. Eletrodoméstico de variação contínua (*Continuously Variable Devices* - CVD). Estes eletrodomésticos têm uma variação constante do seu consumo, sendo este dificilmente replicável, dificultando assim a desagregação deste tipo de eletrodomésticos do consumo energético agregado. Ex: iluminação LED de intensidade regulável, ferramentas elétricas.
- Tipo IV: Máquinas de consumo permanente. Eletrodomésticos que mantêm um estado permanente de consumo ao longo de dias ou semanas. Ex: telefone fixo, *router*, alarme de incêndio. A representação gráfica deste tipo é semelhante ao Tipo I, embora o ciclo tenha uma duração muito mais prolongada/ininterrupta e de menor consumo.

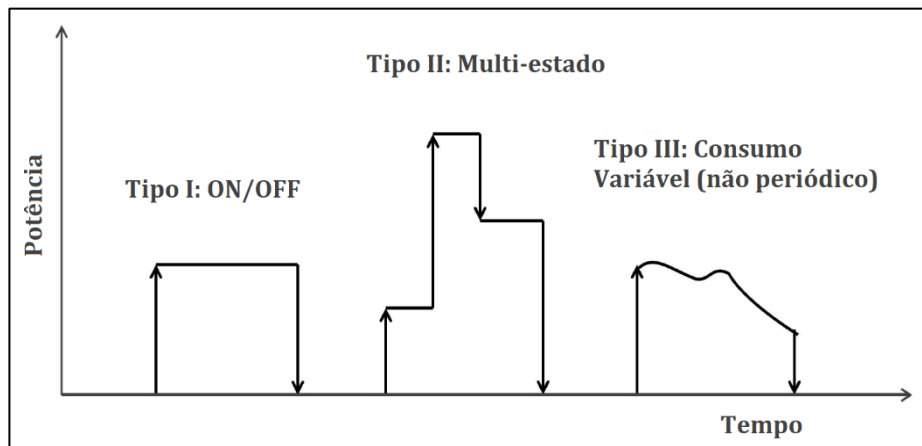


Figura 2.4: Diferentes tipos de padrão de consumo energético (adaptado de [6]).

2.3.1 Frigorífico

Contrariamente ao que acontece com o micro-ondas, o frigorífico é dos equipamentos que mais contribui para o consumo de energia elétrica no contexto residencial, principalmente devido à longa duração e elevada frequência dos ciclos de funcionamento. Este eletrodoméstico é dos mais presentes nos lares portugueses [14]. A sua assinatura (Tipo II – ver ponto 2.3.) apresenta um padrão típico que pode ser representado pelos traçados do gráfico da figura 2.5.

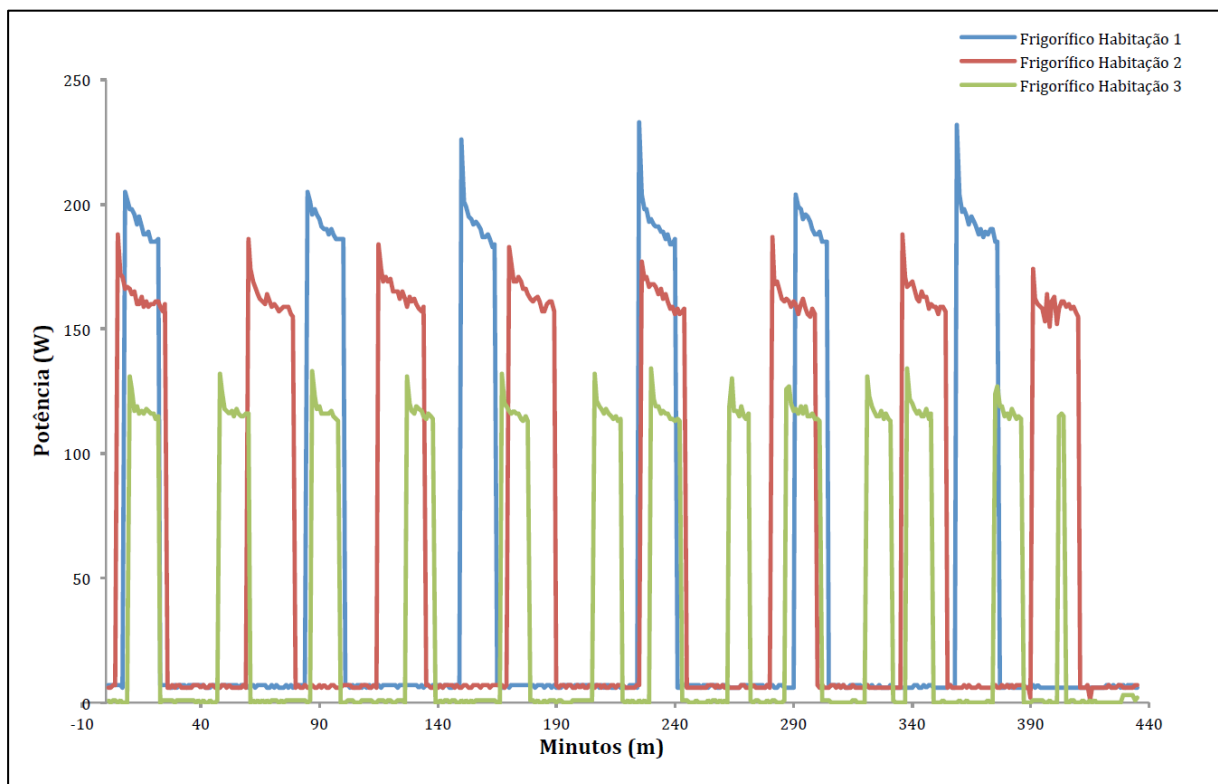


Figura 2.5: Padrão de consumo de diferentes frigoríficos constantes da base de dados REDD [15].

O frigorífico possui um perfil cíclico em que parte do ciclo corresponde ao arranque e funcionamento do motor, e a outra parte corresponde ao motor desligado (que se traduz num reduzido consumo). O ciclo de funcionamento tem a duração necessária para atingir a temperatura definida pelo termóstato. A distinção nas assinaturas elétricas entre diferentes frigoríficos decorre da potência nominal e da duração dos ciclos, variando em função da categoria energética e do volume do equipamento [15].

2.3.2 Máquina de Lavar Loiça (MLL)

A máquina de lavar a loiça (MLL) é um eletrodoméstico de elevado consumo de energia elétrica na habitação, particularmente devido ao uso de uma resistência para o aquecimento da água e secagem da loiça, correspondendo cerca de 90% do consumo ao aquecimento de água [16]. Tipicamente a MLL é um equipamento de tipo II (ver ponto 2.3.) e apresenta três fases de funcionamento:

- Fase de aquecimento de água (duração entre 15 e 40 minutos à potência nominal);
- Fase de lavagem da loiça (duração entre 10 e 30 minutos com um baixo consumo resultante da bombagem de água);
- Fase de secagem da loiça (duração entre 10 e 30 minutos com aquecimento de ar à potência nominal) [15].

A Figura 2.6 representa diversos padrões de funcionamento de várias MLL, sendo reconhecido um padrão idêntico em todas elas.

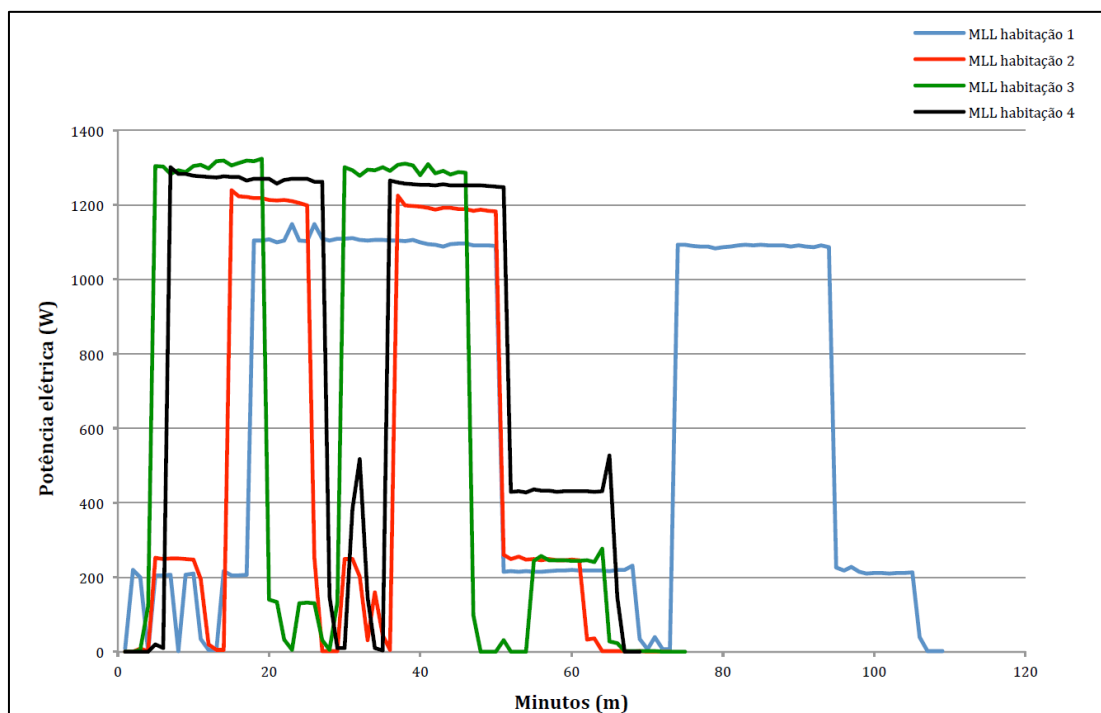


Figura 2.6: Padrão de consumo de diferentes MLL constantes da base de dados REDD [15].

2.3.3 Micro-ondas

O micro-ondas é hoje utilizado numa grande percentagem dos lares portugueses, embora por norma o seu consumo não tenha grande impacto na fatura de energia, dado os habituais períodos curtos de funcionamento. A escolha deste eletrodoméstico para análise do nosso trabalho deveu-se ao facto de ter uma elevada frequência de utilização, o que proporcionava um maior registo de padrões de consumo. Escolhendo este equipamento é possível melhorar o funcionamento de algoritmos que necessitem de um treino prévio, como é o caso do algoritmo de Otimização Combinatória que o NILMTK utiliza (ver tópico 3.3). O micro-ondas apresenta um consumo linear durante o período de funcionamento (Tipo 1 – ver ponto 2.3.), cuja potência de consumo é escolhida pelo utilizador. Na Figura 2.7 apresenta-se o gráfico exemplificativo do funcionamento de três micro-ondas presentes em três diferentes habitações⁴.

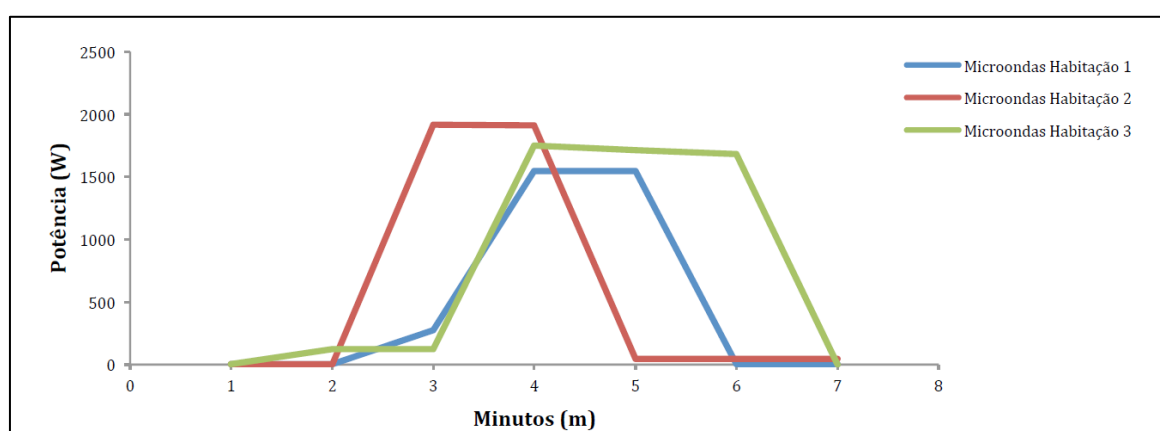


Figura 2.7: Padrão de consumo de diferentes micro-ondas constantes da base de dados REDD [15].

2.4 Aconselhamento personalizado de gestão de consumo na habitação

Na temática da gestão inteligente de energia, para além do NILM, têm vindo a ser estudados e aplicados conceitos que potenciam a redução de consumos energéticos, a uma escala mais global, através da implementação de diversas medidas. Um desses conceitos é o *Demand Side Management* (DSM). O DSM consiste no planeamento, implementação e monitorização de atividades, realizado pela empresa gestora do sistema elétrico, para influenciar os consumidores a modificar o seu padrão de consumo de eletricidade, para que o diagrama de carga de um país seja alterado [17]. Este conceito é, no entanto, aplicado a uma escala global da rede elétrica.

O NILM tem um objetivo final semelhante ao DSM, no entanto, a uma escala inferior (edifício/habitação). Uma das principais aplicações resultantes da implementação do NILM a nível residencial é a possibilidade de aconselhamento personalizado automático a partir da informação recebida dos consumos. Desta forma, havendo acesso ao consumo desagregado de uma habitação, consegue-se não só detetar eventos atípicos, como também aliar essa deteção a um sistema de

⁴ Na Figura 2.7, a escala temporal pouco pormenorizada do gráfico – apenas minuto a minuto – impede a representação vertical que corresponde ao ciclo *ON/OFF* (Tipo I apresentado na Figura 2.4).

aconselhamento que informa diretamente o utilizador. Apresentamos de seguida algumas tipologias de aconselhamento exequíveis.

A deteção, através de algoritmos de NILM, da existência de eletrodomésticos de grande consumo (ex: máquina de lavar a roupa, fogão elétrico, máquina de lavar a loiça) em operação durante o horário de ponta [18] onde, por norma, as tarifas energéticas bi-horárias e tri-horárias são mais caras, poderá ser interpretado como um estímulo para aconselhar o utilizador sobre a atitude mais adequada. Esta mudança promove uma utilização destes aparelhos em horários com tarifas mais reduzidas, mostrando-se benéfica para a economia doméstica.

Outro aconselhamento possível baseia-se no facto de os algoritmos NILM conseguirem reconhecer o padrão de consumo dos diversos eletrodomésticos residenciais. Deste modo, poderão implementar-se programas que detetam a existência de um padrão desadequado de consumo de determinado dispositivo. (ex: consumo demasiado elevado face à potência normal de operação). Poderá assim recomendar-se ao utilizador que verifique se o mesmo está a funcionar corretamente e, a partir daí ponderar a alteração para outro mais eficiente.

Um aconselhamento, resultante do mesmo tipo de análise de padrão de consumo de eletrodomésticos, poderá consistir no envio de um aviso para o utilizador final, no caso da deteção de eletrodomésticos que se encontrem num ciclo de funcionamento excessivamente longo face ao esperado (ex: alguém deixar o fogão elétrico ligado por um período superior ao período normal de utilização). Estes avisos poderão ser importantes até para a segurança da habitação.

Um último aconselhamento irá apoiar-se na análise dos diversos padrões de consumo do mesmo eletrodoméstico e na recomendação do padrão que se mostre mais eficiente. Este aconselhamento apenas se aplicará a eletrodomésticos que possam reduzir o seu consumo sem influenciar a sua função principal (ex: recomendação do modo ecológico na máquina de lavar roupa).

A generalização de um aconselhamento personalizado, baseado em análise NILM, para uma gestão mais eficiente de consumos residenciais, aliado ao desenvolvimento de uma rede elétrica com políticas de DSM, pode potenciar uma redução mais significativa dos consumos energéticos globais.

3 Aplicação prática de NILM em ambiente habitacional

Nesta secção será apresentado todo o processo que permitiu a implementação da análise NILM a dados de consumo agregado de uma habitação. Para tal apresentam-se: (i) o medidor inteligente *Cloogy*[®] e com as suas vantagens e limitações; (ii) a plataforma *open source* de implementação de NILM designada por NILMTK e (iii) os processos NILM com melhor desempenho tendo em conta as limitações do medidor inteligente e da plataforma utilizada.

3.1 Medidor Inteligente

A empresa *Virtual Power Solutions* (VPS) cedeu e instalou numa habitação, em Coimbra, um dispositivo de medição e registo de dados de consumo. Este dispositivo tem o nome de *Cloogy*[®], tendo sido desenvolvido pela empresa VPS. A função principal deste medidor inteligente é a leitura e registo de dados de consumo de energia durante todo o ano, que possam ser acedidos e apresentados graficamente. Este dispositivo regista numa base de dados o consumo acumulado de energia (em kWh) de 15 em 15 minutos. Para além disso, o *Cloogy*[®] tem também a capacidade de medição localizada de consumo de energia, através da criação de uma rede de tomadas inteligentes. Estas inserem-se em tomadas elétricas da habitação e permitem a medição da energia consumida por determinado eletrodoméstico ou conjunto de dispositivos. Uma característica interessante do *Cloogy*[®] é também a capacidade de se visualizar em tempo real o consumo da habitação ou de qualquer uma das tomadas inteligentes. A Figura 3.1 representa o esquema de funcionamento do *Cloogy*[®].

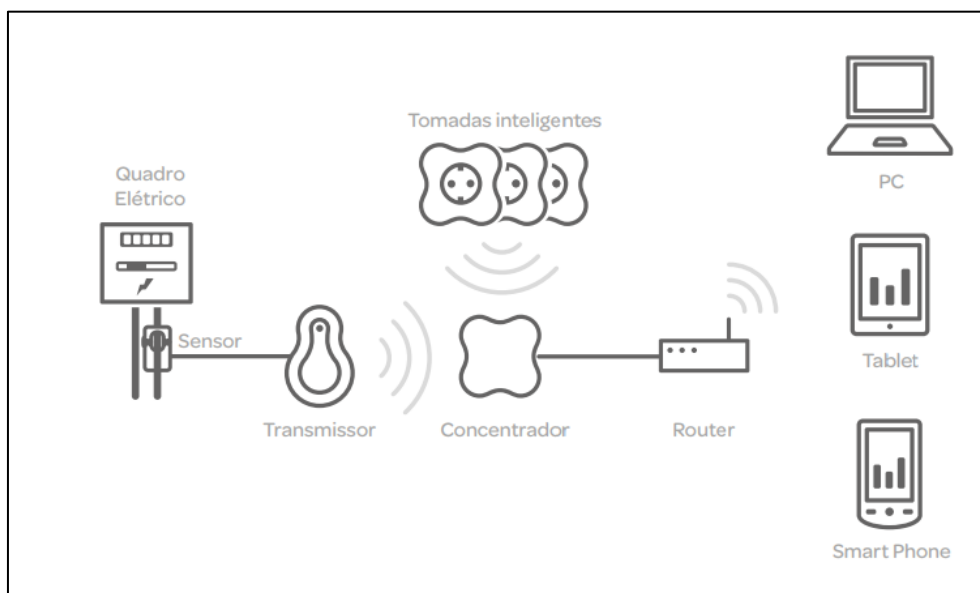


Figura 3.1: Esquema de operação do *Cloogy*[®][19].

O *Cloogy*[®] é constituído por:

- Concentrador que recebe os dados do transmissor e de outros sensores e os comunica para a base de dados. Este dispositivo encontra-se ligado ao *modem/router* da habitação para permitir

o envio dos dados de consumo para um servidor, que permitirá a visualização dos mesmos numa aplicação ou website do *Cloogy*[®].

- Sensor que recolhe os dados de consumo do quadro elétrico. Este dispositivo abraça o cabo de energia que entra na habitação e, através da medição do campo eletromagnético gerado, consegue medir a potência que entra na casa.
- Transmissor que transmite os dados recolhidos pelo sensor para o concentrador localizado junto ao *router*. Este dispositivo, que se encontra inserido na caixa elétrica juntamente com o sensor, vai enviar os dados sem necessidade de qualquer ligação física com o concentrador.
- Tomada inteligente que monitoriza e controla qualquer equipamento. Esta tomada tem também a capacidade de ser programada para se ligar e desligar remotamente.



Figura 3.2: Elementos do *Cloogy*[®]: concentrador, sensor, transmissor e tomada inteligente [25].

3.1.1 Implementação do medidor inteligente na habitação

O medidor inteligente *Cloogy*[®] foi colocado numa habitação em Coimbra onde o controlo e manutenção do mesmo seria mais fácil e rápido. Um dos primeiros grandes desafios e limitações impostos pelo dispositivo correspondeu à dificuldade em manter uma conexão estável entre o transmissor e o concentrador. Este facto deveu-se a problemas de alcance entre os componentes devido à estrutura da casa. A solução para este problema de conexão teve que passar pela aproximação entre o concentrador e o transmissor através da utilização de um cabo de rede que permitiu transmitir dados a uma maior distância entre o *router* e o concentrador, sem qualquer impacto negativo. Outro desafio consistiu na seleção de três eletrodomésticos ou sistemas a monitorizar através das três tomadas inteligentes disponibilizadas pela empresa VPS, juntamente com o *Cloogy*[®]. A utilização destas tomadas salvaguarda a necessidade de treino que existe na implementação de alguns algoritmos NILM. Foi por isso estabelecido que seria importante monitorizar três eletrodomésticos de elevado consumo e que tivessem a possibilidade de ser conectados a tomadas inteligentes. Importante refletir que numa situação ótima implementar-se-ia uma tomada em cada dispositivo da habitação. Dada a rotina existente nesta residência, onde se implementou o sistema *Cloogy*[®], decidiu-se monitorizar os seguintes dispositivos: máquina de lavar a loiça, micro-ondas e frigorífico.

3.2 Dados de consumo da habitação

A informação obtida pelo *Cloogy*[®], que comumente é apresentada ao utilizador, limita-se ao somatório de consumo de energia a cada 15 minutos (Figura 3.3). No processo de conversão destes valores para a potência média de cada intervalo existe uma grande perda de informação devido à frequência reduzida dos dados obtidos. Como foi explicitado no Capítulo 2.2, os algoritmos utilizados em análises de baixa frequência operam com uma granularidade de dados muito superior (1 a 1/60Hz), pelo que estes dados não se adaptam à análise requerida para a desagregação.

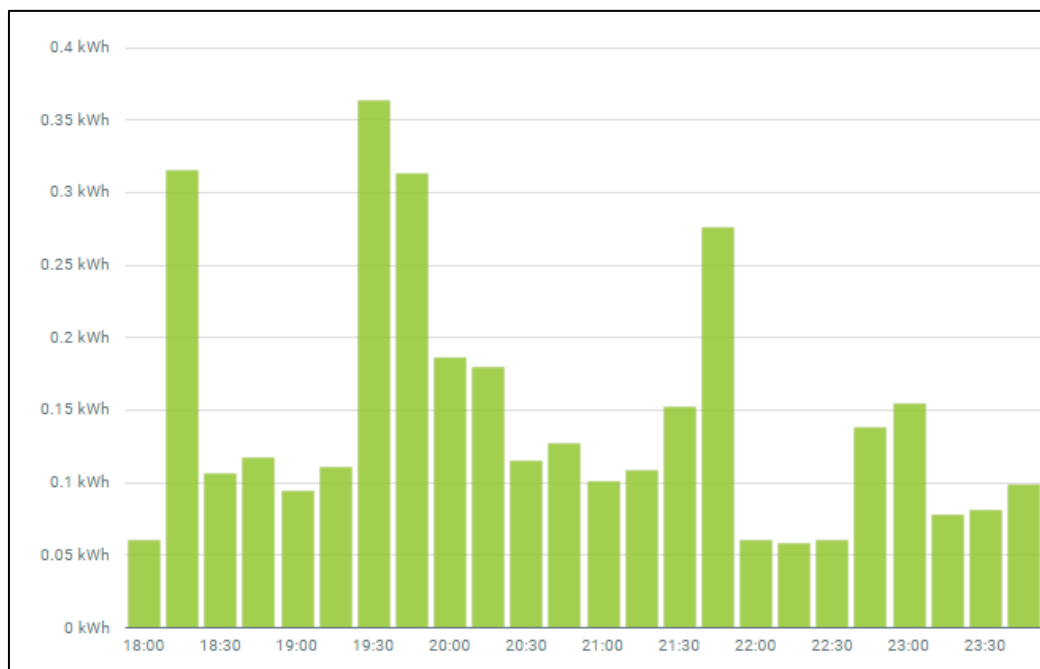


Figura 3.3: Apresentação de medição *standard* do consumo residencial na plataforma online do *Cloogy*[®] (15 minutos de intervalo).

Existe, porém, uma função na plataforma do *Cloogy*[®] que permite a visualização de consumo “em tempo real” (Figura 3.4). Esta função permite ao sistema apresentar a potência consumida na habitação com intervalos de 5 segundos. Como estes dados não são arquivados no servidor foi necessário encontrar uma maneira de aceder aos dados apresentados em tempo real e guardá-los localmente.

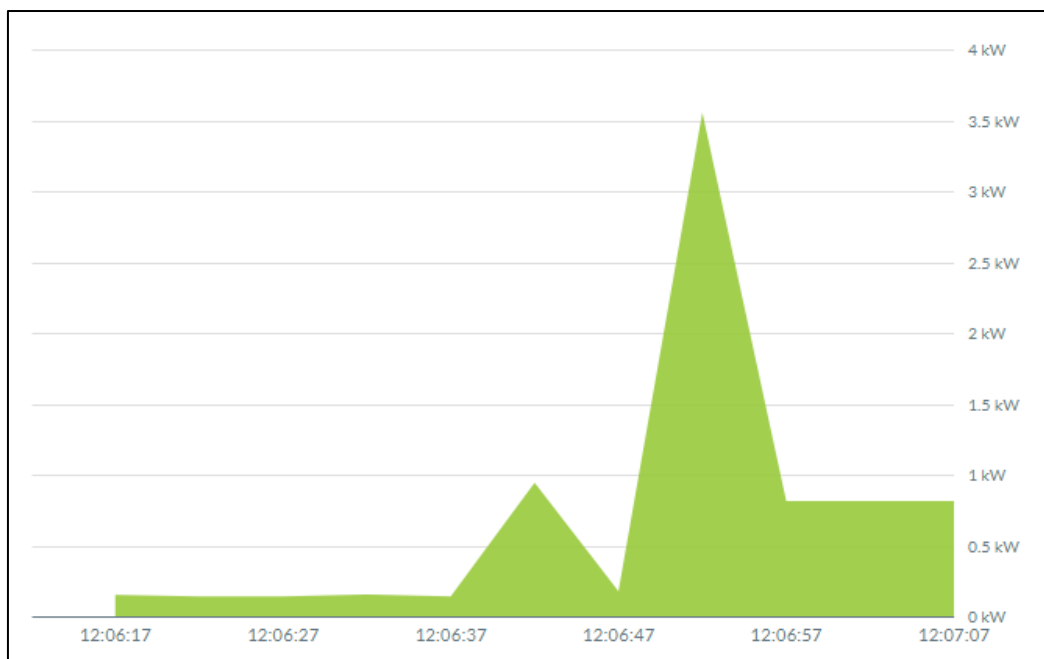


Figura 3.4: Apresentação de consumo residencial em tempo real na plataforma online do *Cloogy*® (5 segundos de intervalo).

Par tal desenvolveu-se um código em *Python* que permitiu o registo dos consumos que posteriormente se utilizaram na realização de análise não-intrusiva de carga. Este código acedia à API (*Application Programming Interface* – Interface de programação de aplicações) dos servidores do *Cloogy*® e simulava a função de “consulta de dados em tempo real”. Face a esta simulação o programa forçava o dispositivo a enviar as leituras que eram registadas numa base de dados acessível. É importante referir que os dados obtidos por este método podem não ter um intervalo fixo de amostragem, podendo por vezes reduzir ou aumentar a sua periodicidade sem aviso prévio. Isto poderá dever-se ao facto do sistema *Cloogy*® não estar otimizado para fazer esta recolha de dados.

3.3 *Toolkit* de Análise NILM (NILMTK)

Um *toolkit*, no universo digital, corresponde a um conjunto de ferramentas/programas que permitem apoiar uma determinada tarefa. Para o desenvolvimento do NILM existe um *toolkit* chamado NILMTK. O NILMTK, desenvolvido por Nipun Batra, Jack Kelly e Oliver Parson [20], tem como principal objetivo ajudar investigadores a avaliar a precisão de algoritmos de desagregação NILM. Apesar de ainda não estar preparado para permitir uma desagregação automatizada de consumos através de uma interação simples com o utilizador final, este *toolkit*, desenvolvido na plataforma *Python*, permite a aplicação de diversos algoritmos a diversos dados com diferentes frequências de amostragem [20].

No âmbito deste trabalho, o NILMTK é indispensável, porque permite avaliar a desagregação de dados de consumo com um grau de precisão suficiente para potenciar a identificação de padrões de utilização, tendo em conta a limitação dos dados obtidos pelo medidor *Cloogy*®.

Os diversos algoritmos NILM encontram-se implementados no *toolkit*, nomeadamente os algoritmos de Hart, FHMM e OC. Os algoritmos FHMM e OC eram os únicos que se ajustavam à granularidade dos dados. Nesta circunstância foram estes os escolhidos para aplicação no estudo.

3.3.1 Validação do Toolkit

De modo a testar o funcionamento do NILMTK na desagregação de dados residenciais, procurámos encontrar um conjunto de dados de consumo que permitissem validar o funcionamento do *toolkit* em estudo. Para este efeito seleccionou-se o *Data Set* (conjunto de dados) de consumo habitacional REDD (*The Reference Energy Disaggregation Data Set*), um dos mais utilizados na análise NILM [21].

Os dados fornecidos pelo REDD são orientados especificamente para a tarefa de desagregação de energia. O REDD contém:

- O consumo elétrico geral de, pelo menos, 10 habitações ao longo de mais de 3 meses (dados de alta e baixa frequência – entre 1 Hz e 15 kHz);
- Até um máximo de 24 medidores de circuitos individuais por habitação, distribuídos por diversos eletrodomésticos ou conjuntos de dispositivos (dados de baixa frequência – 0.5 Hz);
- Até 20 tomadas inteligentes por habitação. Estas tomadas têm como objetivo medir conjuntos de dispositivos eletrónicos conectados numa única tomada (dados de baixa frequência – 1 Hz) [21].

Na Figura 3.5 apresenta-se um exemplo do tipo de dados que o REDD integra.

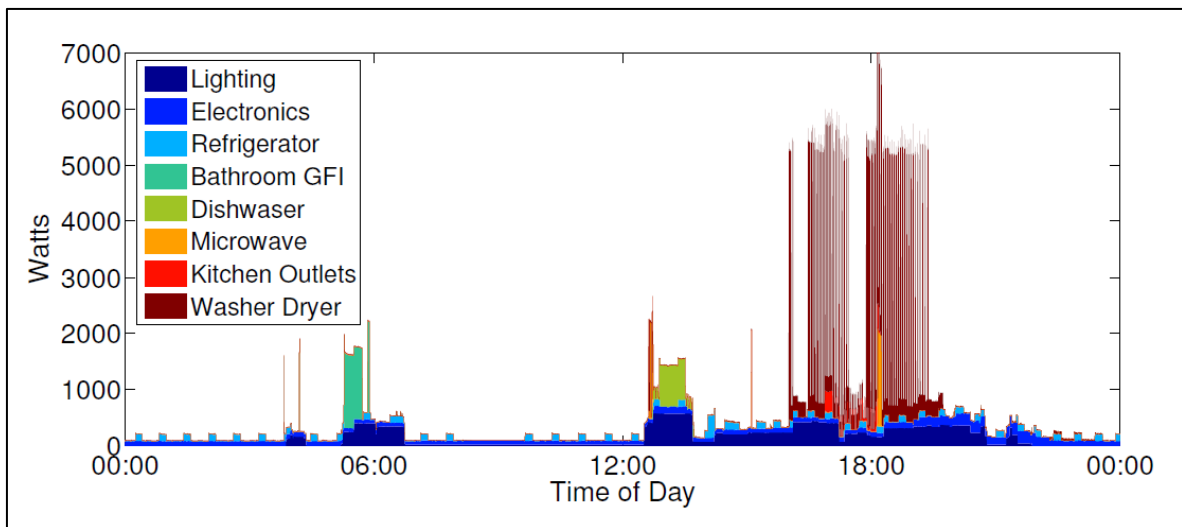


Figura 3.5: Exemplo de consumo energético de uma habitação da base de dados REDD ao longo de um dia [21].

O teste de aplicação do *toolkit* aos dados de baixa frequência, fornecidos pelo REDD (Figura 3.6), mostraram que é possível a desagregação de dados de consumo residencial, através do NILMTK. A linha verde corresponde ao consumo total da habitação em análise, a linha laranja corresponde ao consumo do frigorífico (*GT fridge*) e a linha azul corresponde à previsão de consumo obtida através de um dos algoritmos implementados no *toolkit* (*Pred Fridge*).

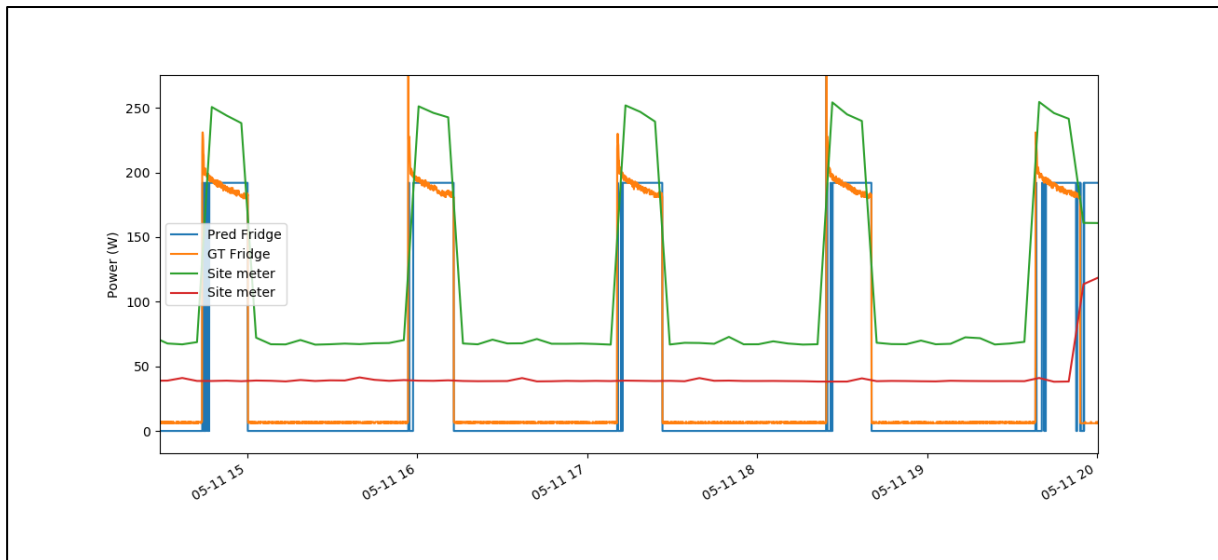


Figura 3.6: Exemplo de desagregação de consumo do frigorífico proveniente da base de dados REDD (*output* do NILMTK).

Desta forma confirmou-se a adequação deste *toolkit* ao objetivo pretendido e passou-se à fase de estudo dos dados recolhidos pelo medidor *Cloogy*[®].

4 Apresentação, análise e discussão de resultados

Neste capítulo serão apresentados, analisados e discutidos os resultados da desagregação NILM, utilizando os dados obtidos através do medidor inteligente *Cloogy*[®] e do *toolkit* NILMTK. Os dados obtidos através do medidor inteligente foram recolhidos entre 12 de maio e 6 de julho de 2017. É importante referir que há lacunas na aquisição de dados resultantes da dessincronização temporária entre o transmissor inserido no quadro elétrico e o concentrador ligado ao *modem* da habitação. Esta é uma análise de apreciação visual através da qual se interpretam diversos excertos dos gráficos fornecidos pelo NILMTK e se discutem as possíveis causas para os traçados obtidos. A apresentação gráfica registada no trabalho é a mesma utilizada pelo algoritmo NILMTK (biblioteca *Python*: “*matplotlib*”). Tal deve-se ao facto do *toolkit* apenas apresentar os resultados da desagregação em formato gráfico.

Numa fase inicial foram testados vários algoritmos, tendo-se verificado que apenas os algoritmos FHMM e OC respondiam face aos dados em análise. Assim, selecionaram-se e utilizaram-se estes algoritmos, tendo-se obtido os gráficos de desagregação dos três eletrodomésticos medidos pelas tomadas inteligentes do *Cloogy*[®]. Primeiramente apresentam-se alguns *outputs* do algoritmo FHMM e posteriormente do algoritmo OC. No final da análise de ambos os algoritmos, apresentam-se os resultados do cálculo do erro quadrático médio⁵.

Depois de analisado o funcionamento de ambos os algoritmos, selecionou-se aquele que melhor se adequou aos dados medidos. Posteriormente fez-se um teste teórico simulando situações hipotéticas a fim de avaliar as potencialidades deste tipo de dados para garantir uma melhoria na desagregação. Esta simulação considerou que o consumo total da habitação seria igual à soma do consumo medido nas três tomadas inteligentes (micro-ondas, frigorífico e MLL).

4.1 Resultados do algoritmo FHMM

O *output* inicial apresenta o gráfico geral de todos os dados obtidos no período considerado e vai corresponder a um *output* padrão do programa (Figura 4.1). Como se pode verificar, não é possível identificar com precisão todos os eventos ocorridos, dada a escala da representação.

⁵ É a soma das diferenças entre o valor estimado e o valor real dos dados, ponderados pelo número de termos [22].

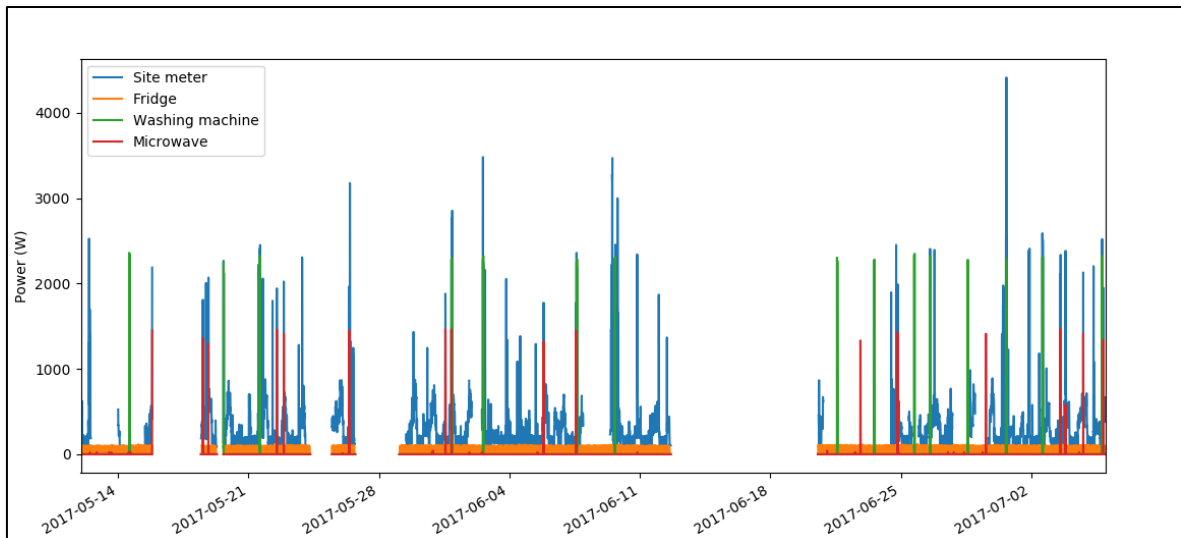


Figura 4.1: Gráfico síntese do conjunto de dados medido no período de observação considerado (obtido através do NILMTK).

Tal como o gráfico da Figura 4.1, o programa forneceu, como *output*, três outros gráficos (em idêntica escala) referentes às estimativas de desagregação de cada eletrodoméstico medido, do qual constam o consumo total da habitação, o consumo real do eletrodoméstico e a previsão resultante do algoritmo⁶. Assim, passamos a analisar os traçados fornecidos, para cada um dos equipamentos, após termos feito uma ampliação capaz de análise mais pormenorizada dos eventos dignos de nota.

4.1.1 Frigorífico

O funcionamento esperado do algoritmo deveria corresponder a um traçado idêntico ao que é possível observar no gráfico da Figura 4.2: quando o motor do frigorífico entra em funcionamento ou se desliga, existe uma variação de potência, que é identificado pelo algoritmo e associado ao frigorífico (ver ponto 2.3.1). Idealmente, deveria existir uma correspondência entre o consumo real e a atribuição.

⁶ Nos gráficos produzidos pelo NILMTK, o consumo geral aparece representado sem grande detalhe (baixa frequência) de forma a não sobrecarregar o programa de apresentação gráfica e reduzindo o tempo do processamento dos dados. No entanto, é importante referir que a informação do consumo geral usada pelo algoritmo tem a mesma frequência dos dados apresentados com maior detalhe.

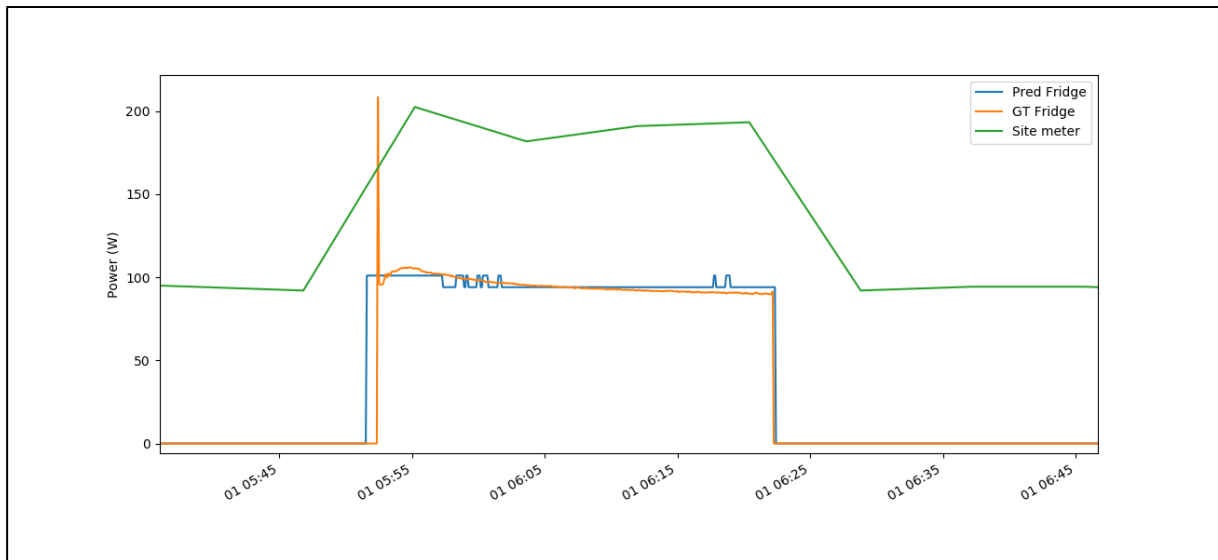


Figura 4.2: Exemplo do funcionamento esperado do algoritmo (a azul) *versus* consumo total (a verde) e consumo do equipamento (a laranja), obtido através do NILMTK (excerto do gráfico relativo ao frigorífico).

No gráfico da Figura 4.3, relativo ao período das 00:00 às 10:00 do dia 1 de julho de 2017, podemos verificar que houve um período de tempo entre as 03:00 e as 09:30 durante o qual foi identificado corretamente o consumo do equipamento. Este intervalo corresponde a um período onde, para além do consumo do frigorífico, apenas existe um consumo de base na habitação.

Pelo contrário, entre as 01:00 e as 02:30 horas, aproximadamente, existe um aumento de potência resultante do funcionamento do frigorífico e de outros dispositivos, o que terá levado a uma identificação imprecisa do algoritmo. Esta parece ser a tendência confirmada através de várias outras desagregações de consumo. Como exemplo podemos também observar o gráfico da Figura 4.4, no qual é evidente uma tendência para as previsões falhadas sempre que existem elevados consumos na habitação, ou seja, o funcionamento em simultâneo de vários equipamentos (aproximadamente das 09:00 às 15:00).

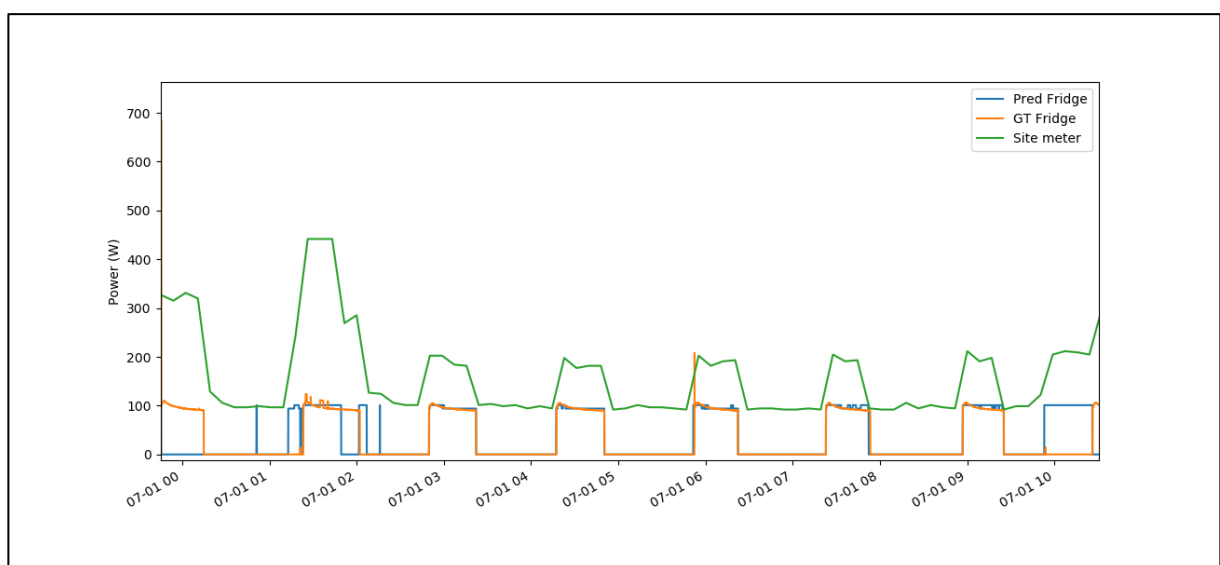


Figura 4.3: Excerto do gráfico relativo ao frigorífico, *output* do NILMTK (dia 01/07/2017).

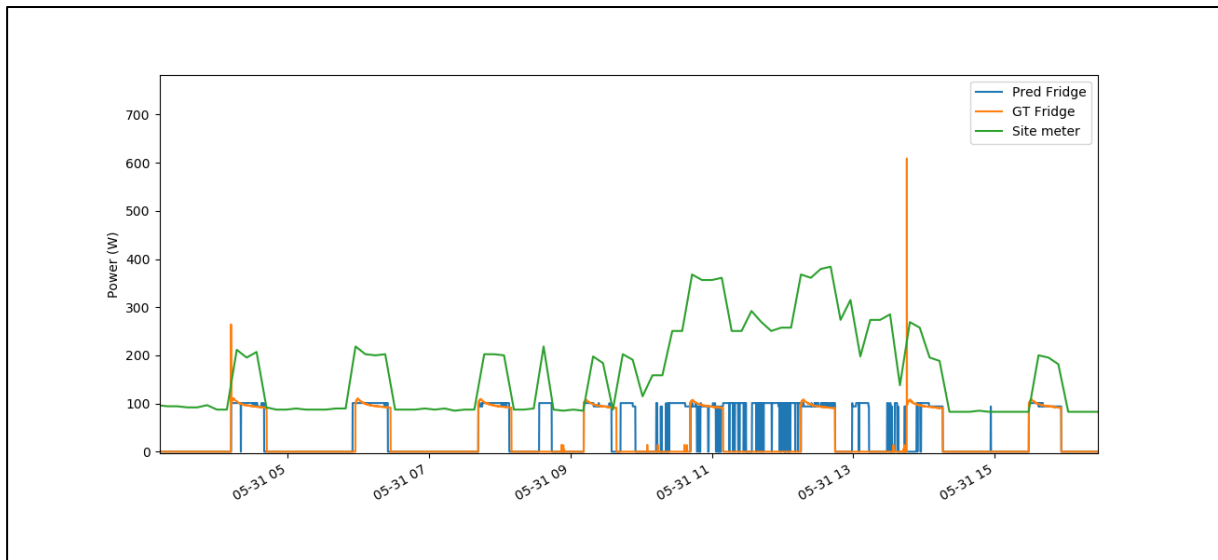


Figura 4.4: Excerto do gráfico relativo ao frigorífico, *output* do NILMTK (dia 31/05/2017).

4.1.2 Máquina de lavar loiça (MLL)

A máquina de lavar loiça tem um padrão de funcionamento identificável pelas suas três fases de operação: (i) aquecimento de água, (ii) lavagem e (iii) secagem de loiça (ver ponto 2.3.2). No caso do programa selecionado para a MLL da habitação em estudo, o padrão de consumo típico é aproximadamente o da Figura 4.5. De notar que, para além das três fases mencionadas, existe um pico de consumo durante a segunda fase (fase de lavagem) que corresponde a uma especificidade do programa usado e que foi sempre o mesmo durante o intervalo de recolha.

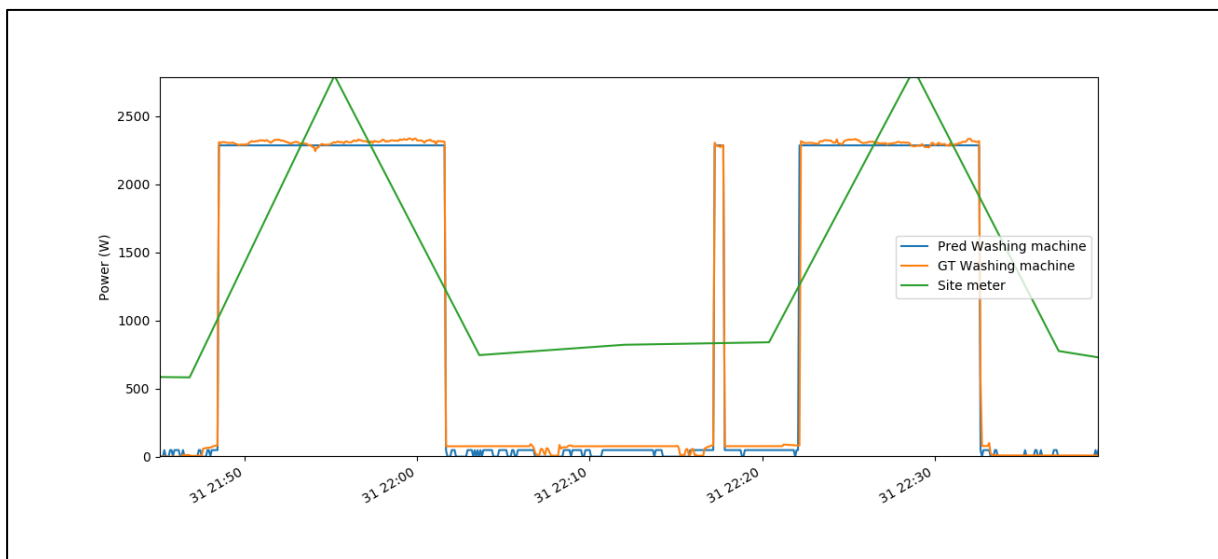


Figura 4.5: Exemplo do funcionamento esperado do algoritmo, obtido através do NILMTK (excerto do gráfico relativo à MLL).

Os dados relativos à MLL revelaram que:

- O algoritmo identificou o padrão de funcionamento característico desta MLL (Figura 4.5).
- Quando que se verificava uma potência superior a cerca de 2300W, o algoritmo frequentemente assumia que a MLL estava a funcionar, grande parte das vezes erradamente, como se pode verificar na Figura 4.6.

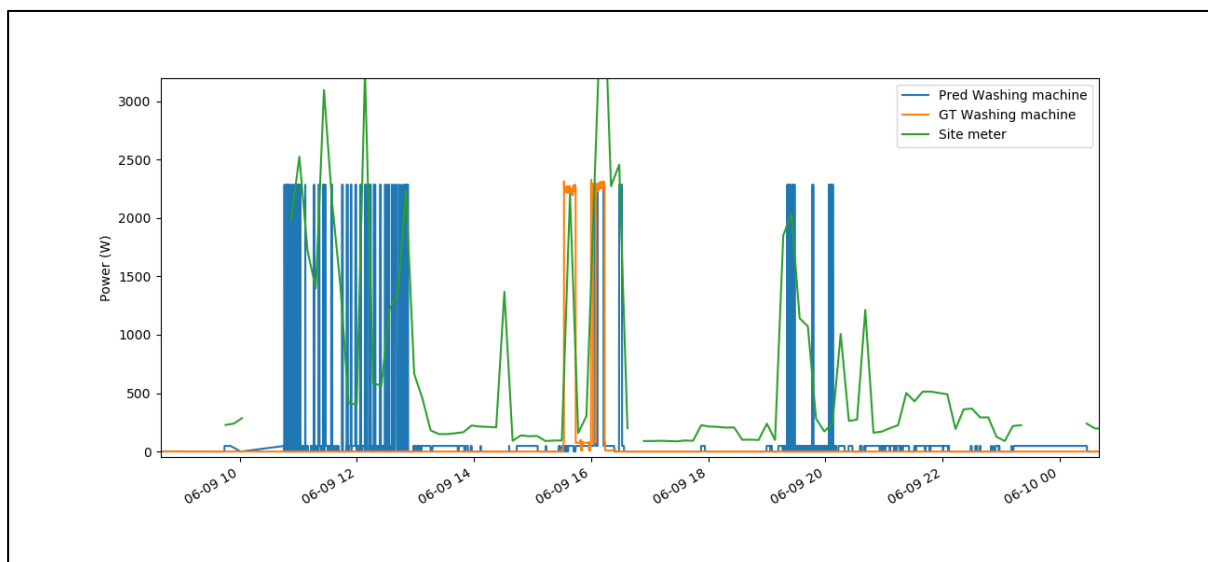


Figura 4.6: Excerto do gráfico relativo à MLL, *output* do NILMTK (dia 09/06/2017).

Parece-nos que este comportamento do algoritmo se deverá ao facto de na habitação em estudo só existir uma tomada inteligente para um equipamento com este patamar de potência (a MLL). Deste modo, na fase de treino o algoritmo assumiu que sempre que há elevados consumos agregados superiores, estes seriam da MLL.

4.1.3 Micro-ondas

O micro-ondas apresenta um consumo linear durante o período de operação, cuja potência e duração de funcionamento é escolhida previamente pelo utilizador. Este eletrodoméstico tem apenas dois estados de funcionamento: ON/OFF. O funcionamento esperado do algoritmo deve corresponder a um traçado idêntico ao da Figura 4.7 ⁷.

⁷ Na Figura 4.7 a linha de consumo total (a verde – *Site Meter*) não apresenta oscilações porque a representação das medidas obtidas nesta variável tem uma frequência inferior aos dados representados pela tomada inteligente e pela previsão gerada pelo algoritmo.

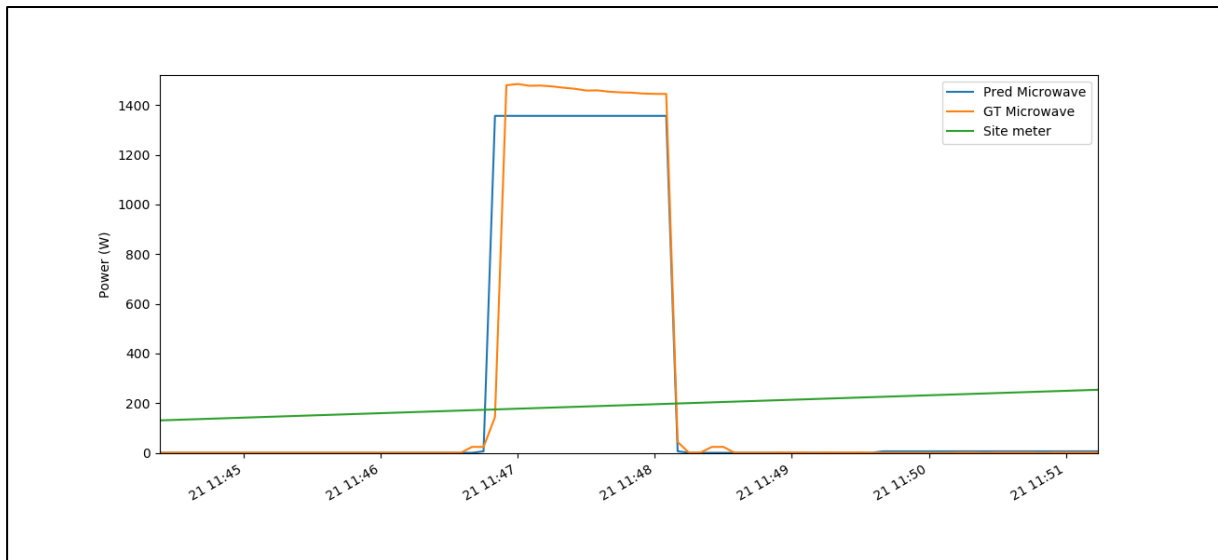


Figura 4.7: Exemplo do funcionamento esperado do algoritmo, obtido através do NILMTK (excerto do gráfico relativo ao micro-ondas).

Dos três equipamentos estudados, o micro-ondas foi aquele que se mostrou mais difícil de identificar pelo algoritmo, o que pode dever-se a diversos fatores. Por um lado, a sua identificação pode ter sido dificultada pelo reduzido período de funcionamento em cada utilização (muitas vezes, de apenas alguns segundos). Por outro, o algoritmo associa frequentemente os elevados consumos energéticos ao funcionamento do micro-ondas (Figura 4.8), tal como acontecia com a MLL.

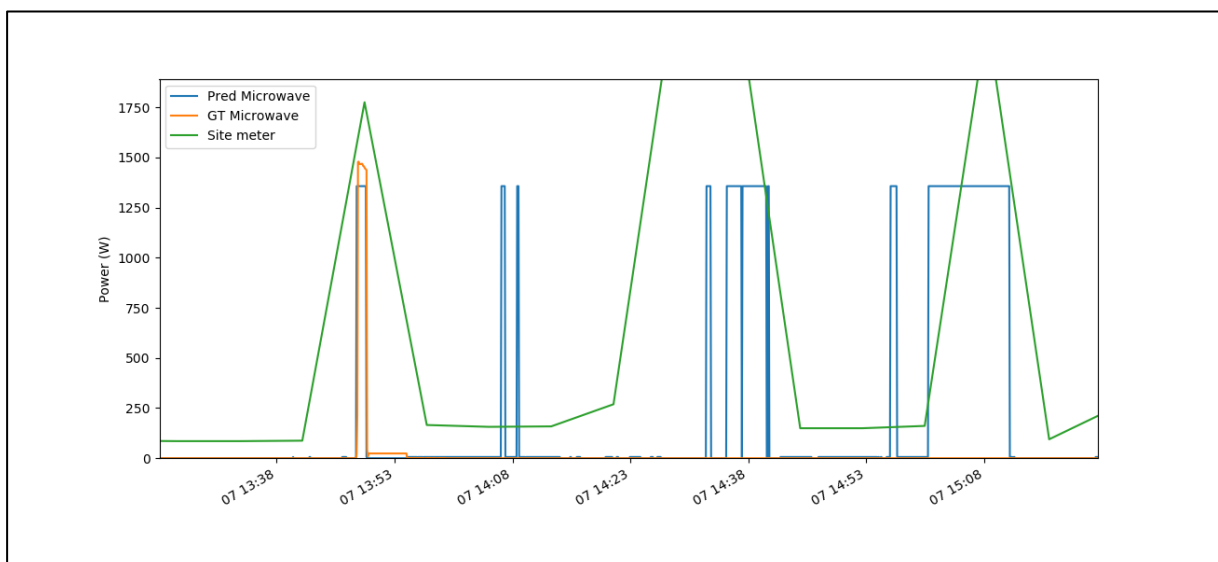


Figura 4.8: Excerto do gráfico relativo ao micro-ondas (*output* do NILMTK do dia 07/06/2017).

4.2 Resultados do algoritmo Otimização Combinatória (OC)

4.2.1 Frigorífico

Os resultados obtidos com este algoritmo, quando comparados com os do algoritmo anterior, mostram um comportamento muito diferente: nas horas de menor consumo, quando se deveriam obter resultados mais precisos, vamos encontrar um padrão de detecção errado nos períodos em que o frigorífico não está com o motor a funcionar. Contudo, durante o funcionamento do motor, existe uma identificação correta do equipamento, como se pode verificar na Figura 4.9.

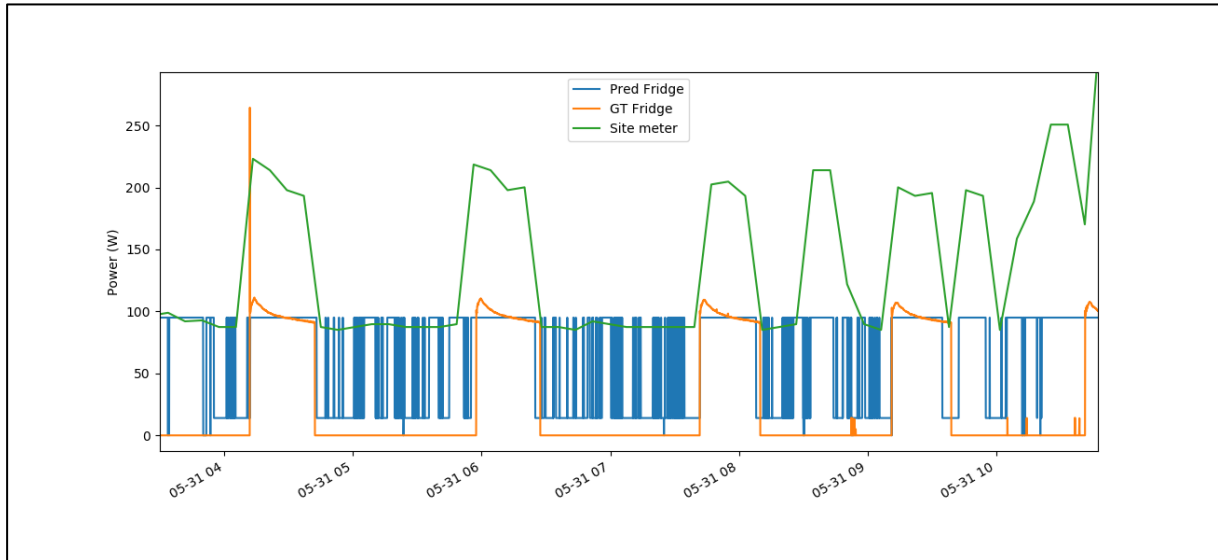


Figura 4.9: Excerto do gráfico relativo ao frigorífico (*output* do NILMTK do dia 31/05/2017).

Quando o consumo total da habitação é elevado, o algoritmo assume o funcionamento quase permanente do motor (Figura 4.10) traduzido por um traçado quase linear (a azul).

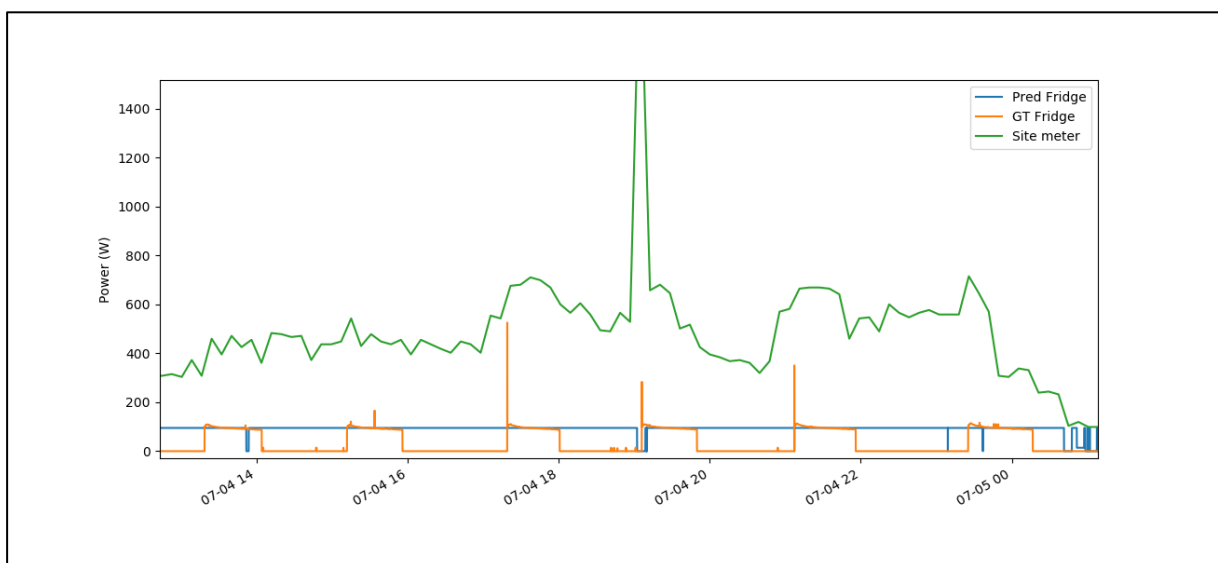


Figura 4.10: Excerto do gráfico relativo ao frigorífico (*output* do NILMTK do dia 04/07/2017).

4.2.2 Máquina de lavar loiça (MLL)

Comparando o algoritmo OC com o FHMM, no que se refere à MLL encontramos um padrão de identificação muito semelhante. Também aqui o algoritmo identificou o padrão de funcionamento característico da MLL (Figura 4.5). E, de igual modo, quando se verificava uma potência superior a cerca de 2300W, o algoritmo frequentemente assumia que a MLL estava a funcionar, embora falhando esta previsão (Figura 4.11, muito semelhante à Figura 4.6).

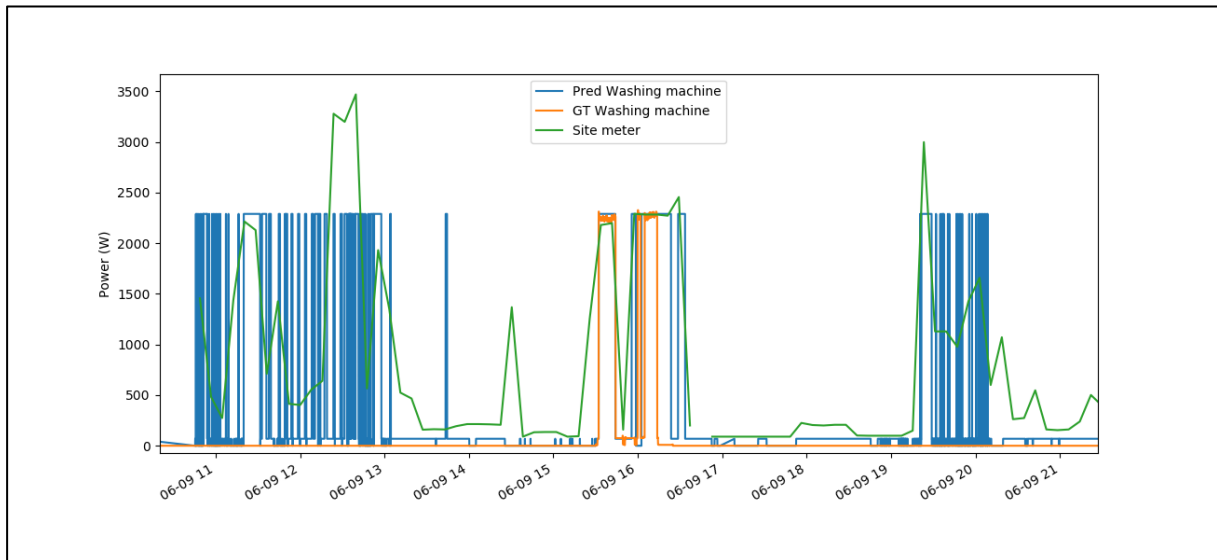


Figura 4.11: Excerto do gráfico relativo à MLL (*output* do NILMTK do dia 09/06/2017).

4.2.3 Micro-ondas

Tal como aconteceu com o algoritmo FHMM, a identificação do micro-ondas foi também imprecisa. Por um lado, devido ao reduzido período de funcionamento em cada utilização (muitas vezes, de alguns segundos). Por outro lado, o algoritmo associa frequentemente o funcionamento do micro-ondas aos elevados consumos energéticos (Figura 4.12).

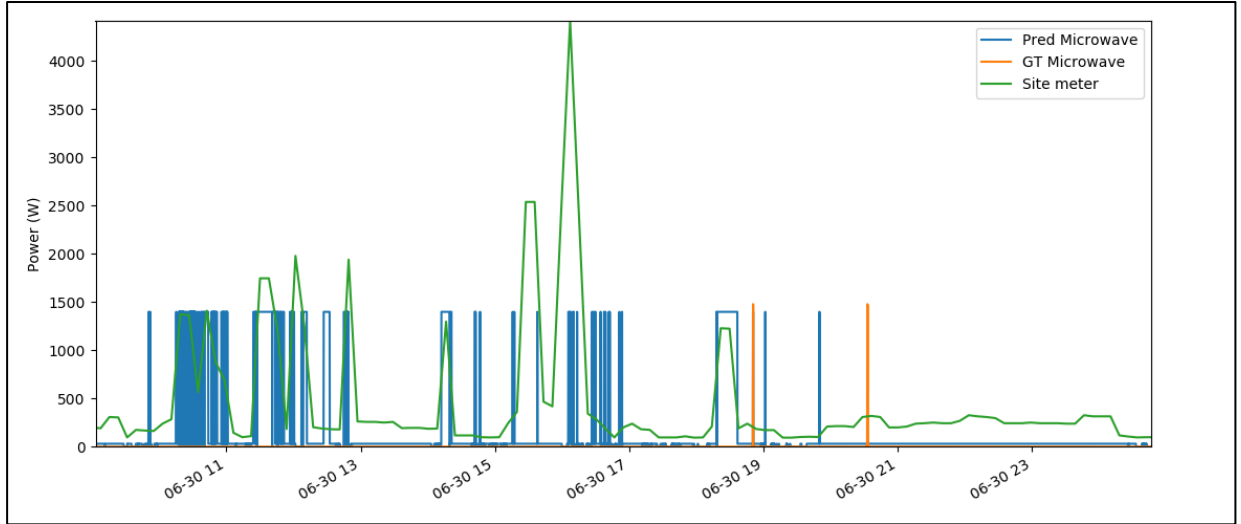


Figura 4.12: Excerto do gráfico relativo ao micro-ondas (*output* do NILMTK do dia 30/06/2017).

4.3 Análise de precisão do algoritmo

Para além da análise gráfica visual, recorreremos também ao cálculo do erro quadrático médio por forma a obter um referencial estatístico capaz de nos dar informação mais consistente sobre a precisão dos algoritmos em estudo.

O erro quadrático médio (2) é a soma das diferenças entre o valor estimado (y'_i) e o valor real dos dados (y_i), ponderado pelo número de termos (n):

$$EQM = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{n} \text{ [W}^2\text{]} \quad (2)$$

Quanto menor o valor obtido, maior a precisão das estimativas, sendo que zero corresponderia a uma precisão absoluta dos valores estimados. Este cálculo estatístico é muito útil para comparar a diferença entre estimativas e os valores reais, neste caso, as diferenças entre as previsões do algoritmo e o consumo efetivamente verificado pelas tomadas inteligentes. Para além do EQM, pode calcular-se também a raiz do erro quadrático médio (REQM) (3), a qual é utilizada igualmente para avaliar a precisão de resultados, tendo a vantagem de apresentar valores das mesmas dimensões da variável analisada [22][23].

$$REQM = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{n}} \text{ [W]} \quad (3)$$

Na tabela 4.1 estão representados os valores de EQM e de REQM associados a cada desagregação realizada por ambos os algoritmos.

Tabela 4.1: Valores de EQM e REQM associados a cada desagregação realizada por ambos os algoritmos.

<i>Eletrodomésticos</i>	FHMM		Otimização combinatória	
	EQM [W ²]	REQM [W]	REQM [W ²]	REQM [W]
<i>Frigorífico</i>	51.1	7.1	59.3	7.7
<i>Máquina de lavar loiça</i>	158.6	12.6	187.4	13.7
<i>Micro-ondas</i>	173.5	13.2	165.2	12.8
Σ (somatório)	383.2	32.9	411.9	34.2

Observando os dados da Tabela 4.1, podemos dizer que a desagregação conseguida se revela bastante pobre, dado os valores relativamente elevados de EQM e REQM. Confrontando a precisão do algoritmo FHMM com o OC, verifica-se que as diferenças não são consideráveis, sendo que o primeiro algoritmo fornece melhores resultados no caso do frigorífico e da MLL e o segundo apresenta melhores previsões para o micro-ondas. Calculando o somatório dos erros, podemos concluir que o FHMM dá, apesar de tudo, um resultado global mais preciso.

4.4 Resultados da simulação “habitação simples”

Tal como referido no início do ponto 4, após a seleção do algoritmo mais preciso (FHMM), realizou-se um teste teórico que simula a situação hipotética seguinte: o somatório dos consumos medidos nas tomadas inteligentes do *Cloogy*[®] é assumido como o consumo total. Designa-se esta simulação por “habitação simples”, ou seja, imaginando uma casa com apenas três pontos de consumo (micro-ondas, frigorífico e MLL). Importa referir que esta análise simplificada se encontra longe de uma situação real, no entanto consegue-se desta forma retirar informação pertinente no que toca ao funcionamento do algoritmo e à componente de treino do mesmo. Considerou-se assim que, na fase de treino, o algoritmo teve acesso a toda a informação da habitação hipotética (agregada e desagregada).

Tabela 4.2: Valores de EQM associados à simulação.

<i>Eletrodomésticos</i>	FHMM	
	EQM	REQM
<i>Frigorífico</i>	55.2	7.4
<i>Máquina de lavar loiça</i>	54.8	7.4
<i>Micro-ondas</i>	79.5	8.9
Σ (somatório)	189.5	23.7

Nesta simulação houve uma melhoria do nível preditivo do algoritmo como se pode verificar pelos dados da Tabela 4.2. Contudo, os resultados continuam a não atingir os níveis de precisão que se desejaria, o que nos leva a afirmar haver outros fatores a influenciar a qualidade da desagregação. Com efeito, seria de esperar, nesta situação hipotética, que houvesse uma fácil separação de consumos, visto que todos estão contabilizados e o ruído associado ao funcionamento de dispositivos desconhecidos (sem tomada inteligente) foi totalmente eliminado. Uma das prováveis causas para esta situação pode ser a insuficiente granularidade dos dados.

5 Conclusões e Desenvolvimentos Futuros

O presente trabalho insere-se na área de ação da promoção da eficiência energética através da introdução de práticas e medidas para a melhoria de comportamentos no setor residencial.

Como suporte da alteração dos comportamentos de consumo existem hoje diversos dispositivos que, através da apresentação de dados ao consumidor, poderão possibilitar poupanças consideráveis de energia. Um desses dispositivos é o *Cloogy*[®], um medidor inteligente criado pela empresa *Virtual Power Solutions*. Ao apresentar e arquivar os valores de consumo residencial, este equipamento ajuda o utilizador a identificar padrões ineficientes e a reduzir ativamente a sua pegada ecológica.

A análise não-intrusiva de consumo elétrico (NILM) é um conceito que propõe a desconstrução dos dados de consumo total nos seus diversos constituintes, sem a necessidade de leitura direta, no local, dos consumos individuais de cada dispositivo. Apesar deste conceito oferecer enormes potencialidades, ainda existe trabalho a desenvolver para torná-lo operacional ao nível residencial. Visando contribuir para a melhoria das potencialidades do *Cloogy*[®], este estudo tem por objetivo a aplicação de NILM a uma amostra de dados obtidos através deste medidor inteligente. Simultaneamente, a expectativa existente seria dar um contributo para a melhoria da aplicação de NILM no setor residencial.

Dado que o *Cloogy*[®] apenas regista dados de consumo total correspondentes a períodos de tempo demasiado extensos (15 minutos) e que tal não permitiria a aplicação de NILM, criou-se um programa informático de modo a armazenar dados com um menor intervalo de amostragem (5 segundos). Uma vez assegurada esta funcionalidade, registou-se o consumo total de uma habitação ao longo de cerca de dois meses medindo-se, paralelamente, o perfil de consumo de três eletrodomésticos relevantes no contexto da habitação, através de tomadas inteligentes: frigorífico, máquina de lavar loiça e micro-ondas.

A transformação dos dados obtidos em dados desagregados foi realizada através do *toolkit* NILMTK, um conjunto de ferramentas digitais cujo objetivo principal é a análise comparativa da eficácia de algoritmos. Dessa análise resultaram, como mais adequados, os algoritmos FHMM (Modelo Fatorial Oculto de Markov) e OC (Otimização Combinatória), os quais foram aplicados na desagregação.

Os resultados obtidos mostraram que os algoritmos implementados no NILMTK, apesar de serem sensíveis às variações de potência, não conseguiram uma qualidade de desagregação desejada face ao objetivo pretendido. Verificou-se, no entanto, que o padrão de consumo de alguns equipamentos foi mais facilmente detetado do que o de outros. Além disso, foi também evidente que o tipo de eletrodoméstico interage diferentemente com o tipo de algoritmo aplicado. Esta constatação sugere que a possibilidade de utilizar, em trabalhos futuros, algoritmos específicos para eletrodomésticos específicos em vez de um algoritmo único para toda a habitação.

No estudo desenvolvido apenas foi possível aceder à informação de três tomadas inteligentes, deixando o restante consumo na categoria de “outros”. Um possível aperfeiçoamento do funcionamento do algoritmo é o aumento do número de tomadas inteligentes na habitação, através da distribuição das mesmas pelos diversos dispositivos consumidores, podendo permitir assim uma melhor fase de treino dos algoritmos e, logo, melhores resultados da desagregação. Em termos ideais, sugere-se a monitorização individual de todos os equipamentos.

Apesar do programa criado para o registo de dados ter aumentado consideravelmente o detalhe da informação obtida (5 segundos de intervalo ou 0.2Hz), alguns trabalhos já realizados no âmbito de algoritmos de baixa frequência, apontam para uma frequência de 1 Hz [7]. Assim, a sugestão para futuros

estudos é que se garanta uma maior granularidade da informação por forma a garantir uma melhor desagregação dos dados.

Uma dificuldade encontrada no desenvolvimento do trabalho deveu-se à complexidade da interação com o NILMTK. Para trabalhar com estas ferramentas é necessário possuir um conhecimento intermédio/avançado da plataforma *Python*, o que limita o universo de utilizadores. Torna-se, pois, importante desenvolver uma interface que facilite a interação do utilizador/investigador neste *toolkit*.

Para a análise NILM, o dispositivo *Cloogy*[®] apresenta ainda algumas limitações que podem ser resolvidas por uma atualização técnica ou a criação de um novo modelo. Com efeito, é necessário garantir maior capacidade de processamento de dados e um acréscimo da memória disponível capaz de potenciar a introdução de novas funções, tal como a desagregação automatizada. Esta nova função permitiria ao dispositivo construir aconselhamentos personalizados ao utilizador, o que, em última instância, é um dos objetivos futuros deste tipo de dispositivos.

Para concluir, dir-se-ia que apesar de não ter sido possível realizar uma desagregação suficientemente precisa, como se pretendia, esta pesquisa realçou as dificuldades inerentes à metodologia, podendo servir de base a outros trabalhos de desenvolvimento. Com efeito, toda a experiência desenvolvida, as dificuldades encontradas e as tentativas de superação foram não só uma possibilidade de enriquecimento pessoal, mas permitiram identificar problemas e sugerir orientações para eventuais caminhos a seguir em trabalhos futuros.

6 Referências Bibliográficas

- [1] «International Energy Outlook Executive Summary», Washington, DC, 2017.
- [2] U. Europeia, «Directiva 2010/31/UE», *J. Of. da União Eur.*, pp. 13–35, 2010.
- [3] DGEG - Direção Geral de Energia e Geologia, «Edifícios», 2014. [Em linha]. Disponível em: <http://www.dgeg.gov.pt/>. [Acedido: 01-Set-2017].
- [4] G. W. Hart, S. D. Warren, e L. D. Brandeis, «Residential Energy Monitoring and Computerized Surveillance via Utility Power Flows», *IEEE Technol. Soc. Mag.*, vol. 8, n. 2, pp. 12–16, 1989.
- [5] G. W. Hart, «Nonintrusive Appliance Load Monitoring», *Proc. IEEE*, vol. 80, n. 12, pp. 1870–1891, 1992.
- [6] A. Zoha, A. Gluhak, M. A. Imran, e S. Rajasegarar, «Non-intrusive Load Monitoring approaches for disaggregated energy sensing: A survey», *Sensors (Switzerland)*, vol. 12, n. 12, pp. 16838–16866, 2012.
- [7] C. Beckel, W. Kleiminger, R. Cicchetti, T. Staake, e S. Santini, «The ECO Data Set and the Performance of Non-Intrusive Load Monitoring Algorithms», *Proc. 1st ACM Conf. Embed. Syst. Energy-Efficient Build.*, pp. 80–89, 2014.
- [8] A. Reyes Lua, «Location-aware Energy Disaggregation in Smart Homes», 2015.
- [9] K. D. Anderson *et al.*, «Energy disaggregation in NIALM using hidden Markov models», *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 4, n. 2, pp. 1–4, 2012.
- [10] L. D. S. Espindola, «Um Estudo sobre Modelos Ocultos de Markov HMM - Hidden Markov Model», p. 33, 2009.
- [11] M. Aiad *et al.*, «Nonintrusive Appliance Load Monitoring», *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 80, n. 1, pp. 1–10, 2012.
- [12] Z. Kolter, T. Jaakkola, e J. Z. Kolter, «Approximate Inference in Additive Factorial HMMs with Application to Energy Disaggregation», *Proc. Int. Conf. Artif. Intell. Stat.*, vol. XX, pp. 1472–1482, 2012.
- [13] Z. Wang e G. Zheng, «The application of NILM in energy evaluation of smart home: Contrast with IPv6», *2011 Int. Conf. Electr. Inf. Control Eng. ICEICE 2011 - Proc.*, pp. 791–794, 2011.
- [14] INE e DGEG, *Inquérito ao consumo de energia no setor doméstico 2010*. 2011.
- [15] D. Duarte, «O papel dos sistemas de non-intrusive load monitoring para a eficiência energética do setor residencial», Instituto Superior de Engenharia do Porto, 2014.
- [16] ADENE, «Guia Da Eficiência Energética», *Guia Da Eficiência Energética*, p. 94, 2011.
- [17] J. Hong, «The Development, Implementation, and Application of Demand Side Management and Control (DSM+c) Algorithm for Integrating Micro-Generation System within Built Environment», *Dep. Mech. Eng. Univ. Strat.*, n. March, 2009.
- [18] ERSE, «Ciclo semanal para todos os fornecimentos em Portugal Continental». [Em linha]. Disponível em: <http://www.erse.pt/pt/electricidade/tarifaseprecos/periodoshorarios/Paginas/CicloSemanalTodosFornecPtCont.aspx>. [Acedido: 01-Set-2017].
- [19] «Manual de Instalação e Utilização | Cloogy Go Home». [Em linha]. Disponível em: <http://mydata.spiderman.isa.pt/files/Cloogy-Manual-PT.pdf>. [Acedido: 15-Nov-2016].
- [20] N. Batra *et al.*, «NILMTK: An Open Source Toolkit for Non-intrusive Load Monitoring Categories and Subject Descriptors», *Int. Conf. Futur. Energy Syst. (ACM e-Energy)*, pp. 1–4, 2014.
- [21] J. Z. Kolter e M. J. Johnson, «REDD: A Public Data Set for Energy Disaggregation Research», *SustKDD Work.*, n. 1, pp. 1–6, 2011.

- [22] S. M. Kay, *Fundamentals of statistical signal processing*. Rhode Island, NJ: Prentice Hall, 1993.
- [23] R. Hallak e A. J. Pereira Filho, «Metodologia para análise de desempenho de simulações de sistemas convectivos na região metropolitana de São Paulo com o modelo ARPS: sensibilidade a variações com os esquemas de advecção e assimilação de dados», *Rev. Bras. Meteorol.*, vol. 26, n. 4, pp. 591–608, 2011.
- [24] A. Ramos, *Diccionario de la Naturaleza*. Madrid: Espasa-Calpe, 1987.
- [25] «Cloogy Smart Living», 2017. [Em linha]. Disponível em: <https://www.cloogy.pt>. [Acedido: 24-Fev-2017].

7 Anexos

Nesta secção apresenta-se uma seleção de gráficos de desagregação de diversos eletrodomésticos a diversas escalas temporais, *outputs* do NILMTK. A azul (*Pred* “___”) encontra-se representada a previsão de desagregação, a laranja (*GT* “___”) encontra-se representado o consumo real do eletrodoméstico e a verde (*Site Meter*) encontra-se representado o consumo total da habitação.

Nestas figuras a linha de consumo total não apresenta oscilações tão detalhadas, porque a representação das medidas obtidas nesta variável tem uma frequência inferior aos dados representados pela tomada inteligente e pela previsão gerada pelo algoritmo.

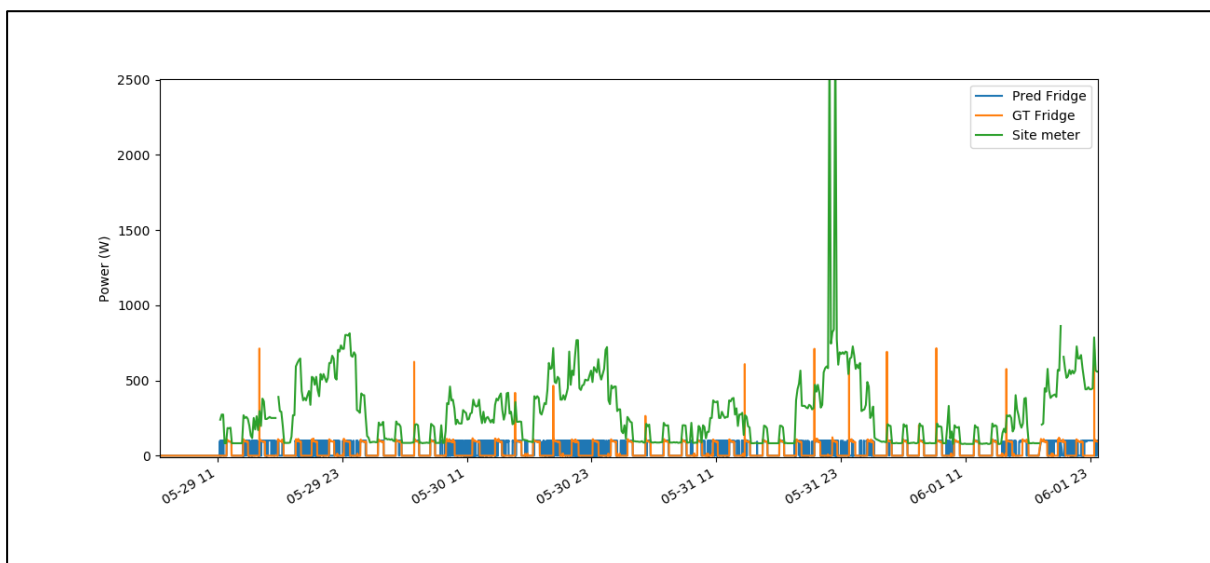


Figura 7.1: Desagregação de frigorífico, através do algoritmo FHMM, entre 29 de março e 01 de junho de 2017 (output do NILMTK).

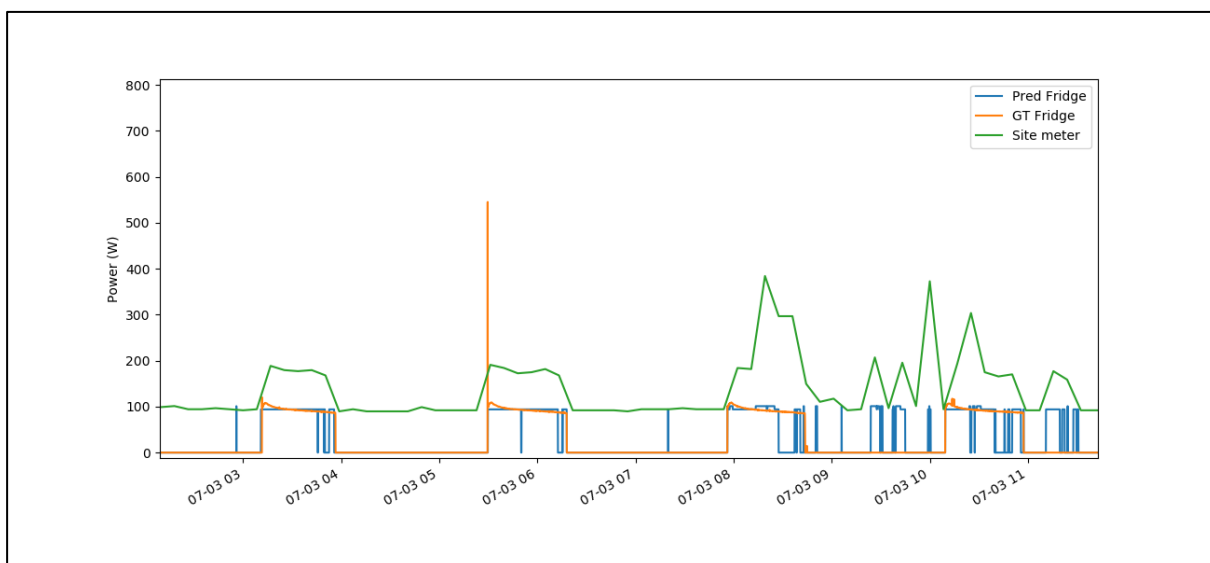


Figura 7.2: Desagregação de frigorífico, através do algoritmo FHMM, entre as 03:00 e as 11:00 do dia 3 de julho de 2017 (output do NILMTK).

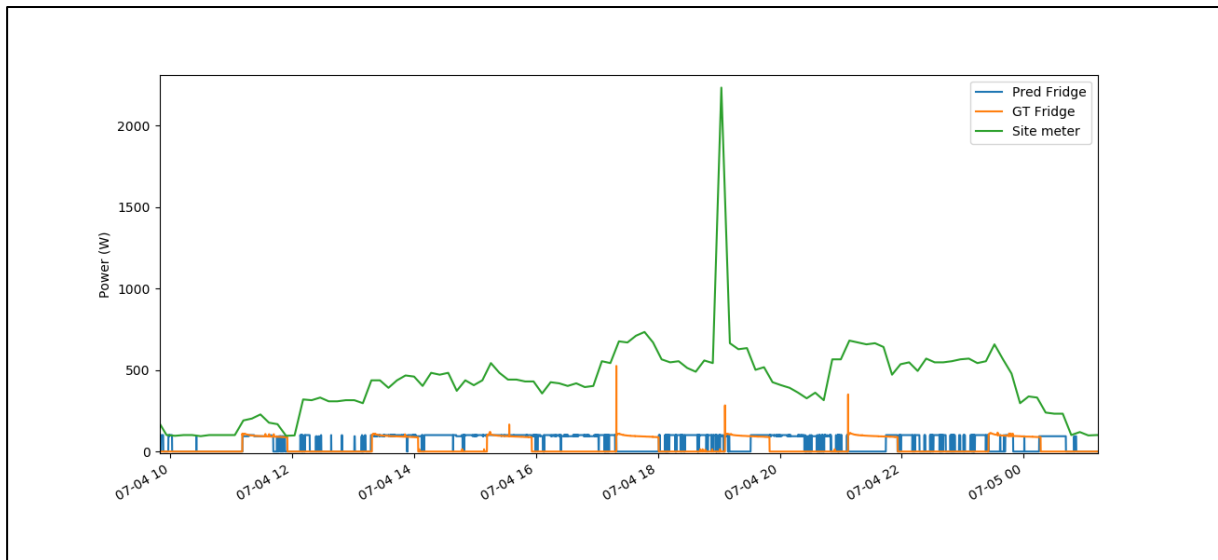


Figura 7.3: Desagregação de frigorífico, através do algoritmo FHMM, entre as 10:00 e as 01:00 da manhã dos dias 4 e 5 de julho de 2017 (output do NILMTK).

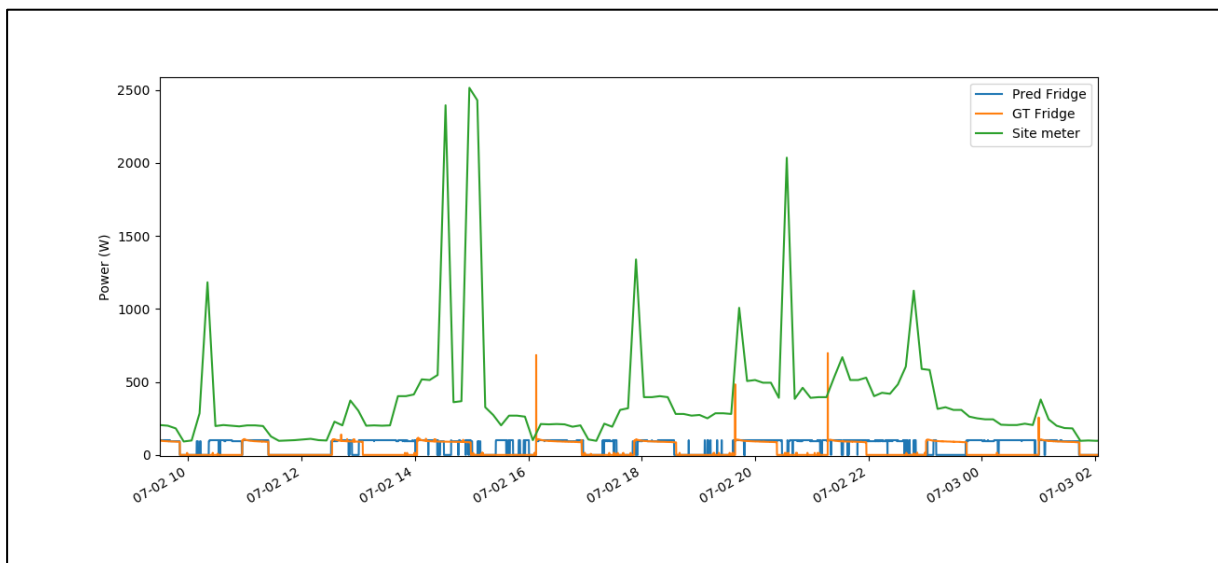


Figura 7.4: Desagregação de frigorífico, através do algoritmo FHMM, entre as 10:00 e as 02:00 dos dias 2 e 3 de julho de 2017 (output do NILMTK).

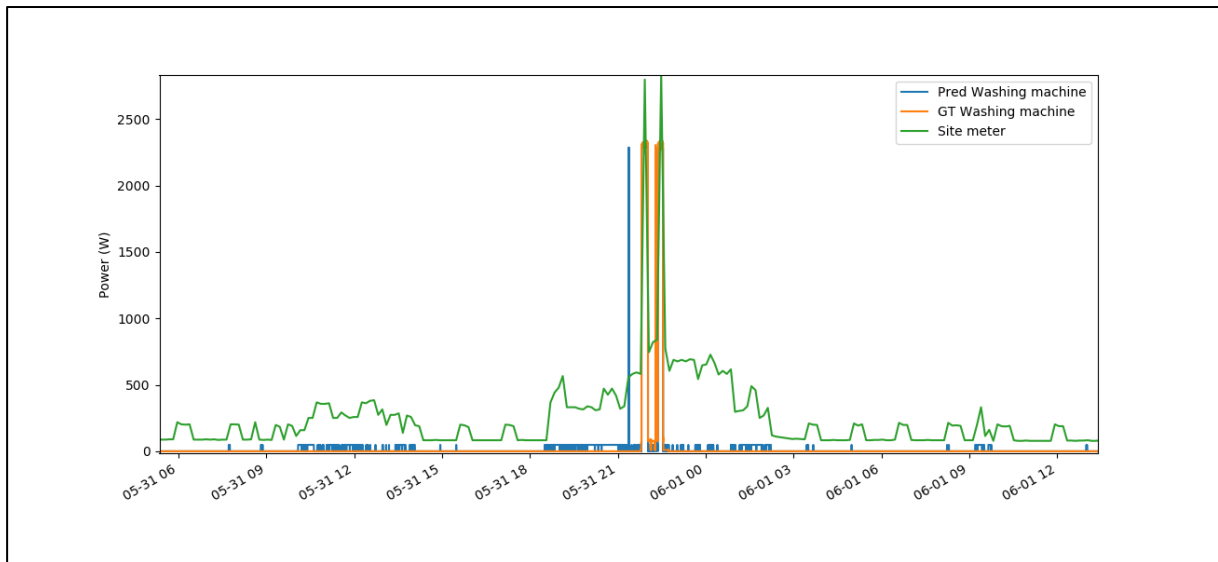


Figura 7.5: Desagregação de MLL, através do algoritmo FHMM, entre o dia 31 de maio e 1 de junho de 2017 (output do NILMTK).

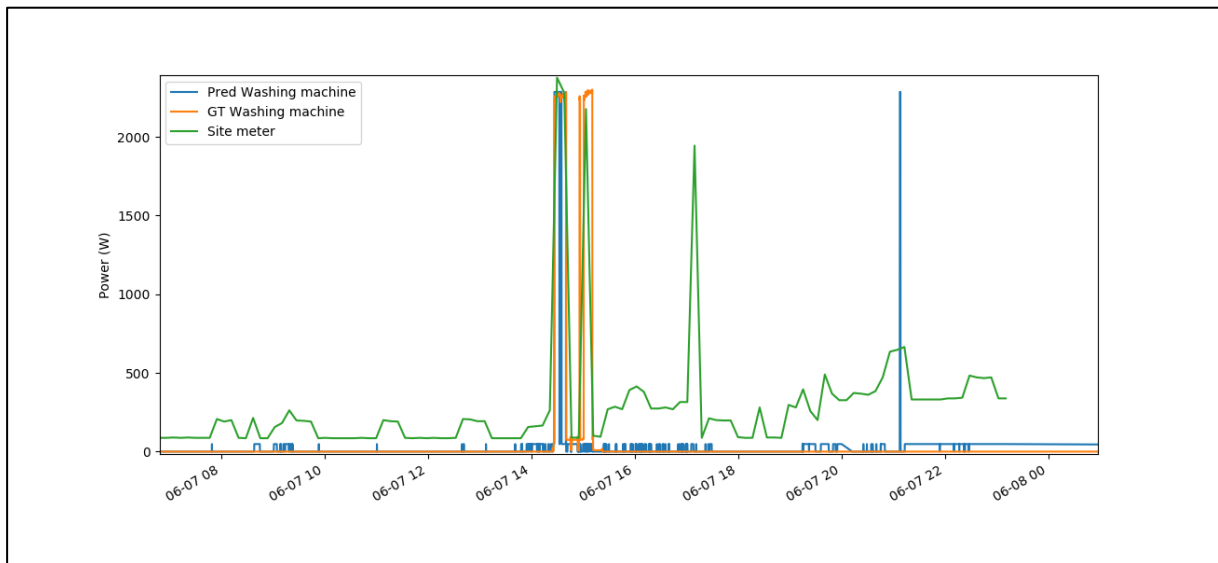


Figura 7.6: Desagregação de MLL, através do algoritmo FHMM, entre as 08:00 e 01:00 dos dias 7 e 8 de junho de 2017 (output do NILMTK).

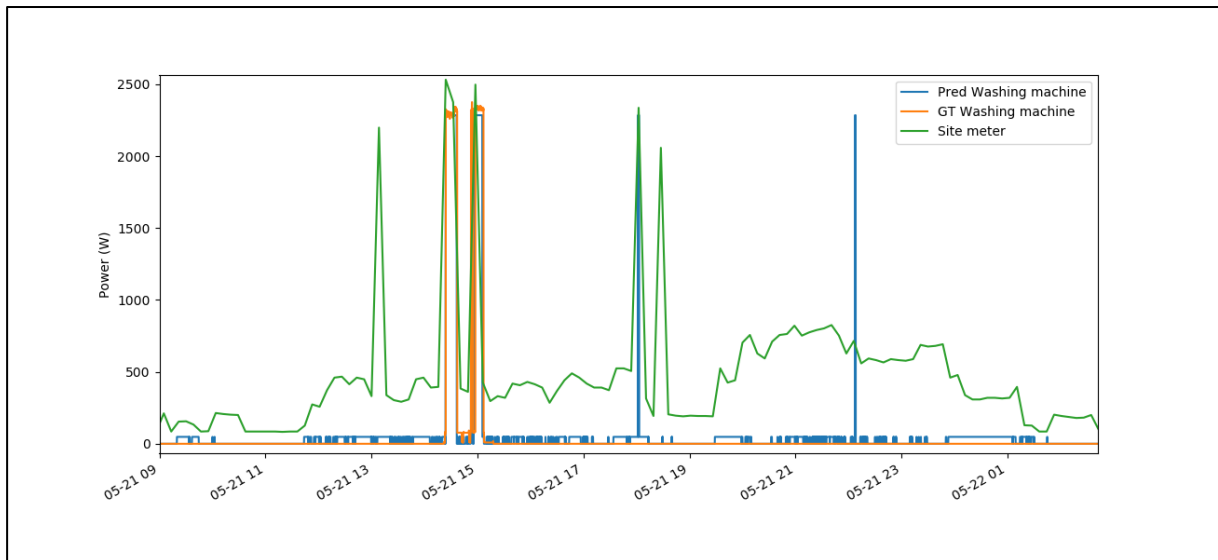


Figura 7.7: Desagregação de MLL, através do algoritmo FHMM, entre as 09:00 e 02:00 dos dias 21 e 22 de maio de 2017 (output do NILMTK).

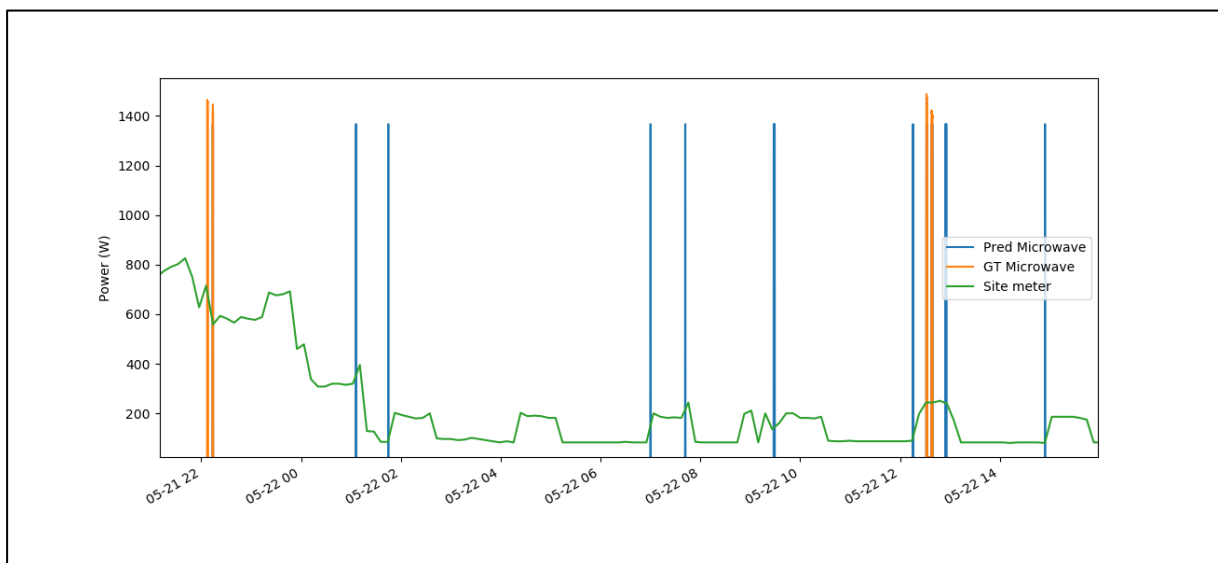


Figura 7.8: Desagregação de micro-ondas, através do algoritmo FHMM, entre as 22:00 e as 14:00 dos dias 21 e 22 de maio de 2017 (output do NILMTK).

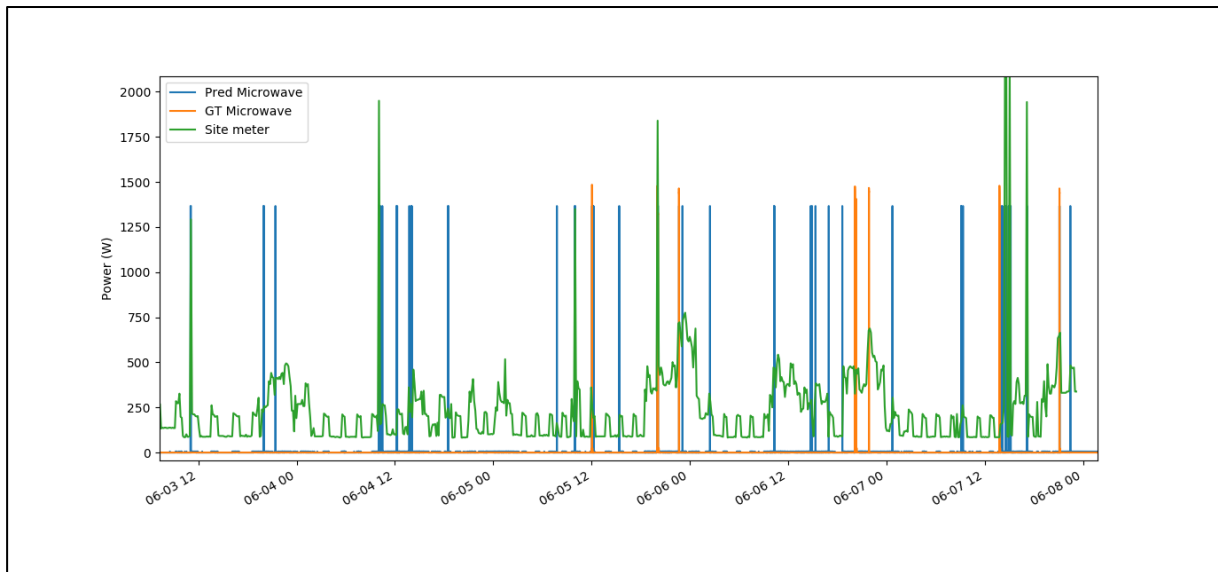


Figura 7.9: Desagregação de micro-ondas, através do algoritmo FHMM, entre os dias 3 e 8 de junho de 2017 (output do NILMTK).

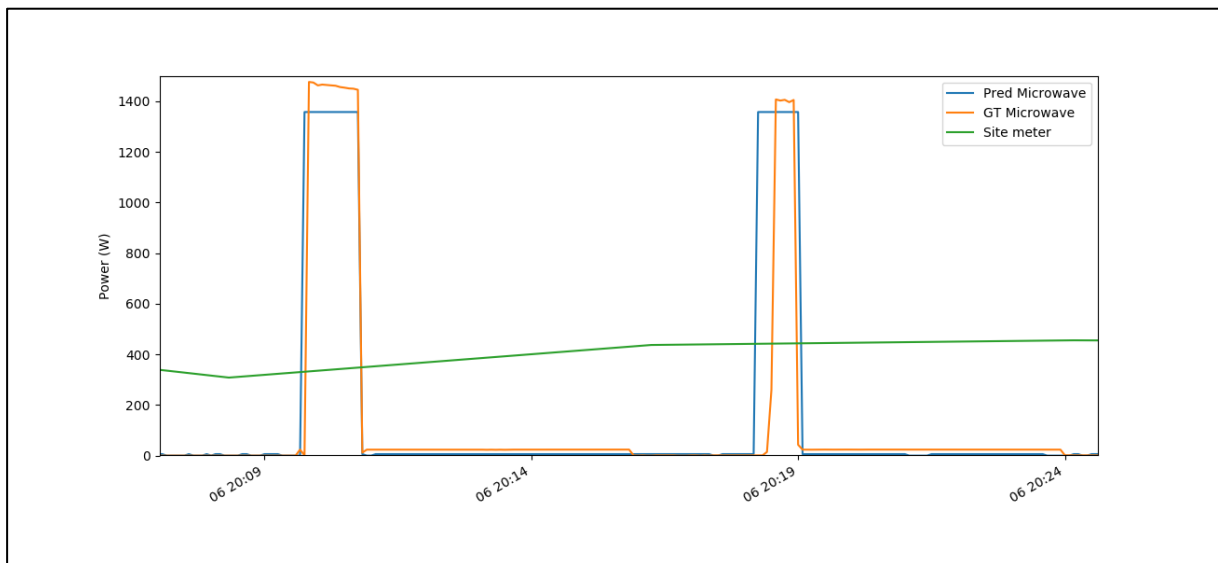


Figura 7.10: Boa desagregação de micro-ondas através do algoritmo FHMM entre as 20:00 e as 20:25 do dia 6 de junho de 2017 (output do NILMTK)⁸.

⁸ Nesta figura a linha de consumo total (a verde – *Site Meter*) não apresenta oscilações porque a representação das medidas obtidas nesta variável tem uma frequência inferior aos dados representados pela tomada inteligente e pela previsão gerada pelo algoritmo.

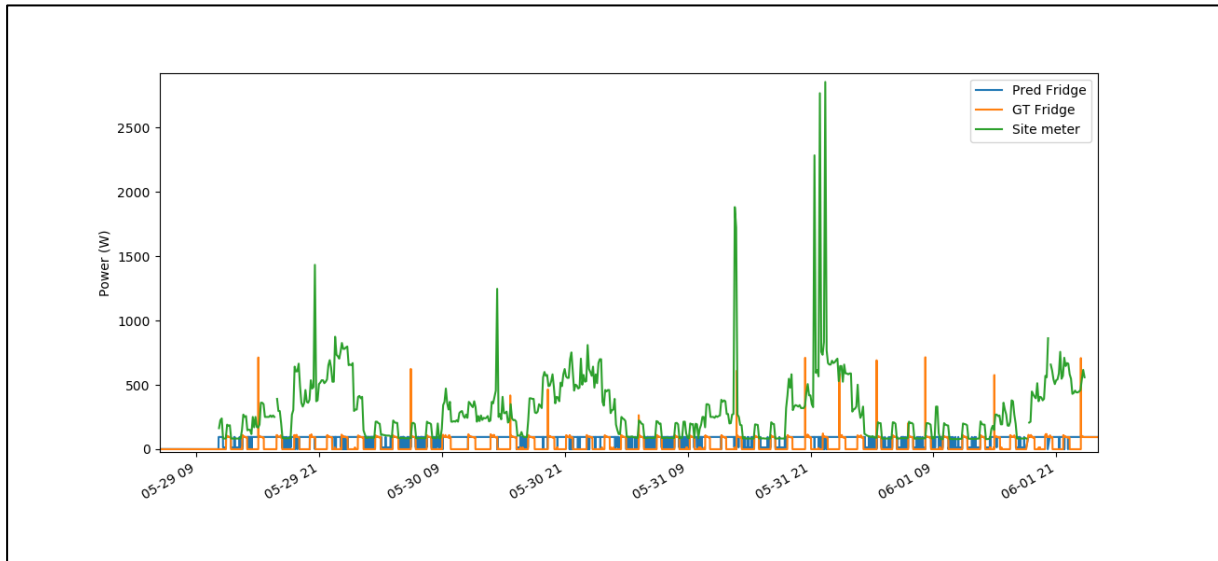


Figura 7.11: Desagregação do frigorífico, através do algoritmo OC, entre os dias 29 de maio e 1 de junho de 2017 (output do NILMTK).

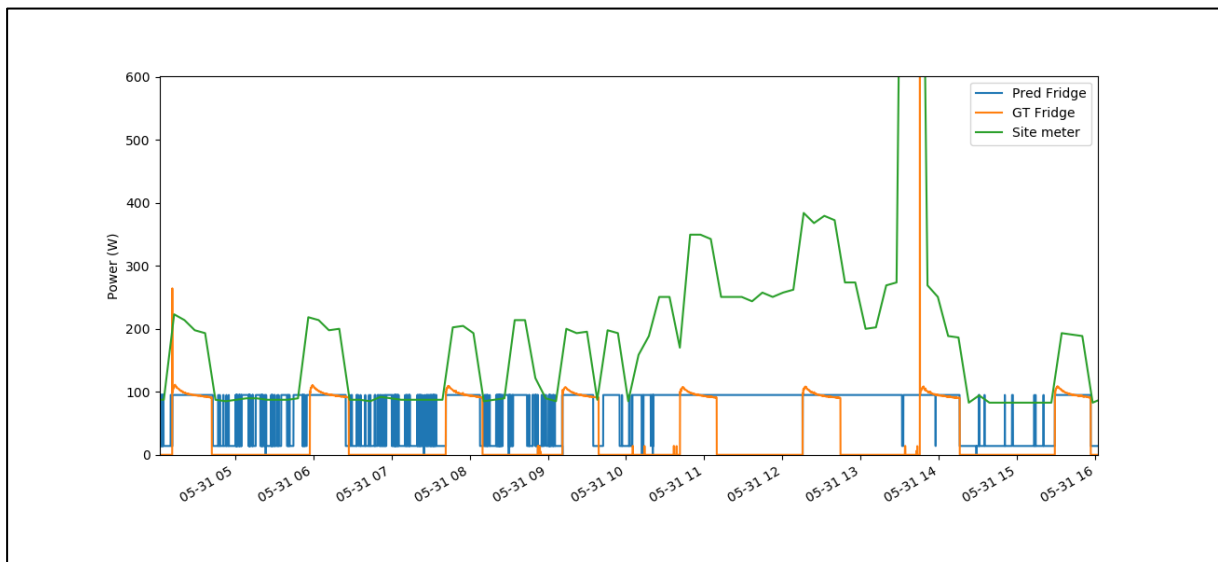


Figura 7.12: Desagregação do frigorífico, através do algoritmo OC, entre as 04:00 e as 16:00 do dia 31 de maio de 2017 (output do NILMTK).

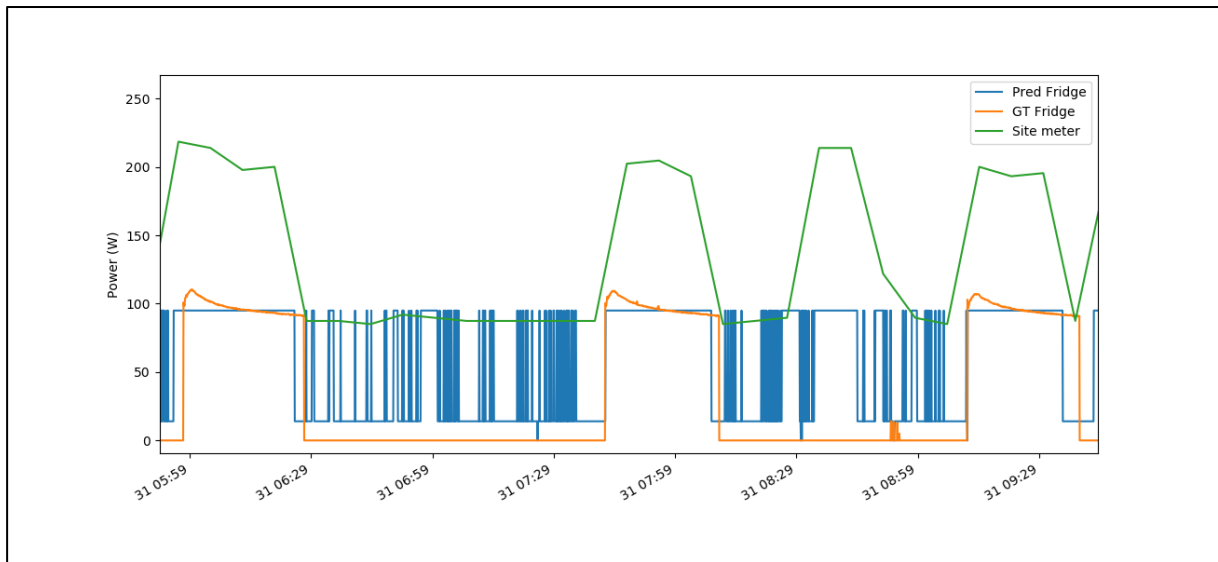


Figura 7.13: Desagregação do frigorífico, através do algoritmo OC, entre as 06:00 e as 10:00 do dia 31 de maio de 2017 (output do NILMTK).

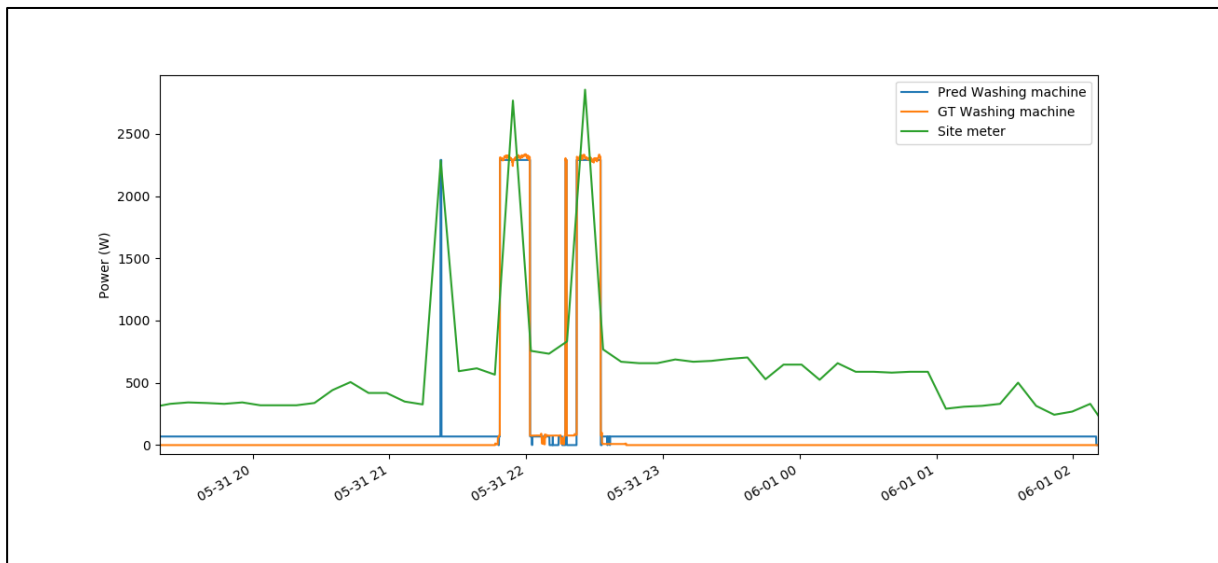


Figura 7.14: Desagregação da MLL, através do algoritmo OC, entre as 19:00 e as 02:00 dos dias 31 de maio e 1 de junho de 2017 (output do NILMTK).

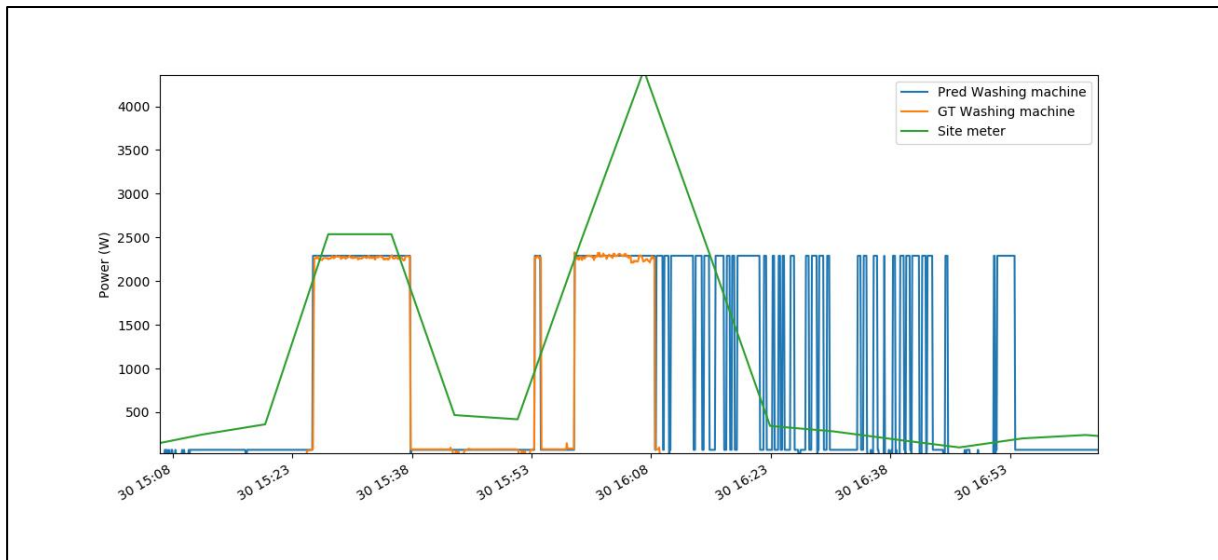


Figura 7.15: Desagregação da MLL, através do algoritmo OC, entre as 15:00 e as 17:00 do dia 31 de maio de 2017 (output do NILMTK).

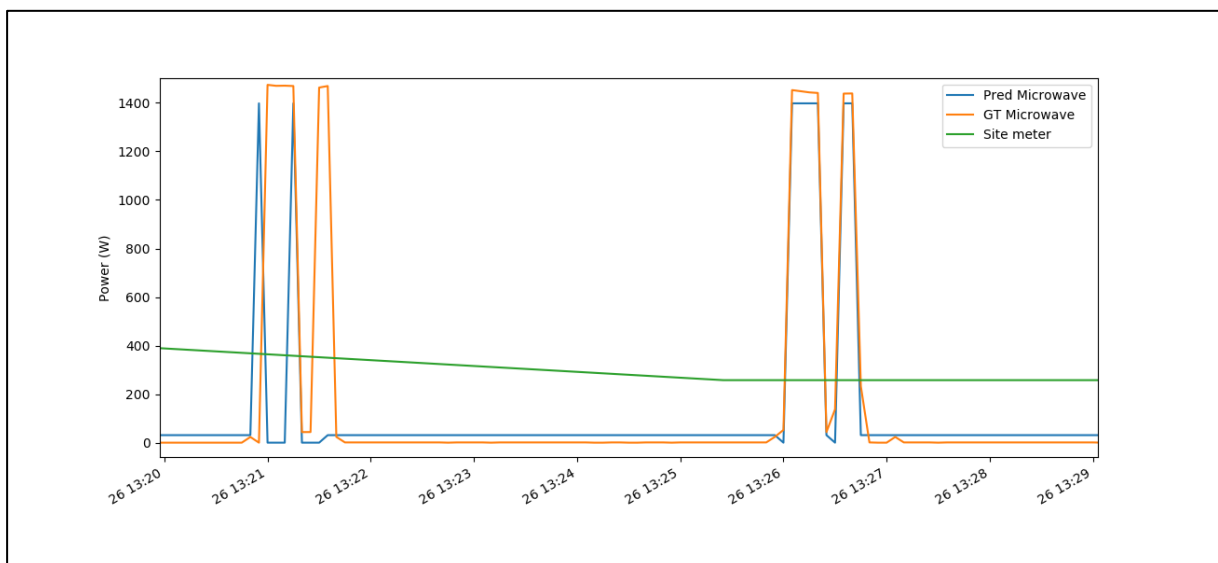


Figura 7.16: Desagregação do micro-ondas, através do algoritmo OC, entre as 13:00 e as 13:30 do dia 26 de maio de 2017 (output do NILMTK)⁹.

⁹ Nesta figura a linha de consumo total (a verde – *Site Meter*) não apresenta oscilações porque a representação das medidas obtidas nesta variável tem uma frequência inferior aos dados representados pela tomada inteligente e pela previsão gerada pelo algoritmo.

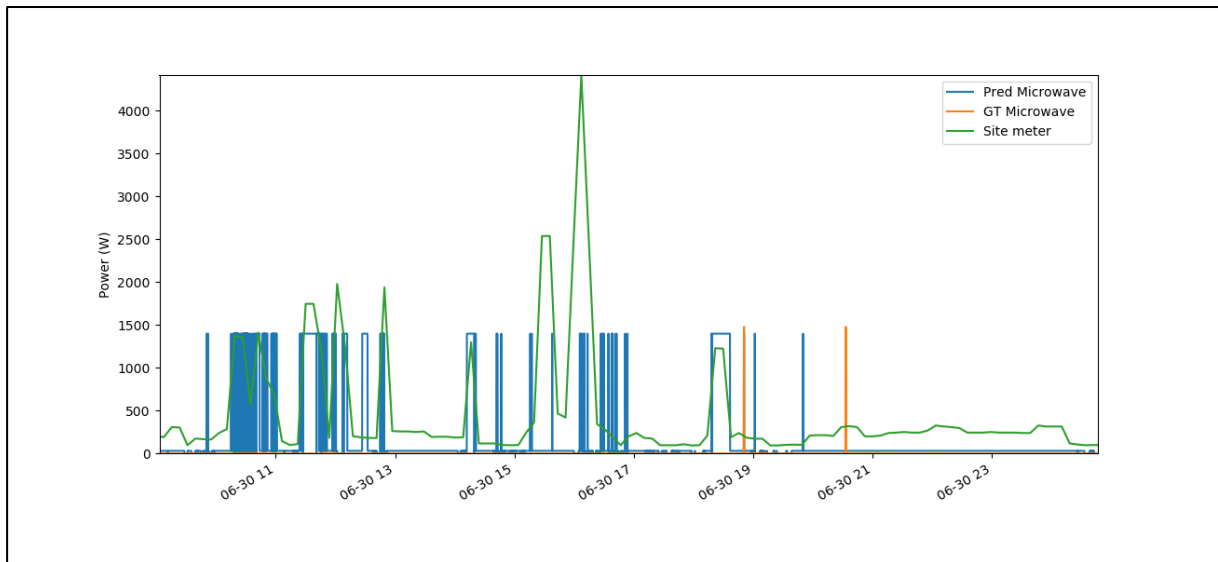


Figura 7.17: Desagregação do micro-ondas, através do algoritmo OC, entre as 09:00 e as 01:00 dos dias 30 de maio e 1 de junho de 2017 (output do NILMTK).